

**PENGALOKASIAN DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI MENGGUNAKAN
ALGORITMA GENETIKA**

TESIS

**Untuk Memenuhi Persyaratan
Memperoleh Gelar Magister dalam Bidang Matematika**



Oleh

**RATNA DEWI HIDAYATURRACHMAH
NIM. 146090400111010**

**PROGRAM STUDI MAGISTER MATEMATIKA
BIDANG MINAT MATEMATIKA KOMPUTASI**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
M A L A N G
2018**

TESIS

**PENGALOKASIAN DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI MENGGUNAKAN
ALGORITMA GENETIKA**

Oleh:

**RATNA DEWI HIDAYATURRACHMAH
NIM. 146090400111010**

Telah dipertahankan di depan Komisi Penguji
pada tanggal 8 Juni 2018
dan dinyatakan **LULUS**

Menyetujui,
Komisi Pembimbing

Ketua

Anggota

Syaiful Anam, S.Si., M.T., Ph.D
NIP. 197801152002121003

Prof. Dr. Marjono, M.Phil
NIP. 196211161988031004

Mengetahui:
Ketua Program Studi Magister Matematika

Dr. Noor Hidayat, M.Si.
NIP. 196112041988021001

IDENTITAS TIM PENGUJI

Judul Tesis : **PENGALOKASIAN DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI
MENGUNAKAN ALGORITMA GENETIKA**

Nama : RATNA DEWI HIDAYATURRACHMAH

NIM : 146090400111010

Program Studi : Magister Matematika

Bidang Minat : MATEMATIKA KOMPUTASI

KOMISI PEMBIMBING

Ketua : Syaiful Anam, S.Si., M.T., Ph.D

Anggota : Prof.Dr. Marjono, M.Phil

TIM DOSEN PENGUJI

Dosen Penguji 1 : Dra. Trisilowati, M.Sc., Ph.D

Dosen Penguji 2 : Dr. Isnani Darti, S.Si., M.Si.

Tanggal Ujian : 8 Juni 2018

SK. Penguji :

PERNYATAAN ORISINALITAS

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, di dalam naskah tesis ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis dikutip dalam naskah ini dan disebutkan dalam sumber kutipan dan daftar pustaka.

Apabila ternyata di dalam naskah ini dapat dibuktikan terdapat unsur-unsur jiplakkan, saya bersedia diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku dan tesis dibatalkan.



Malang, 8 Juni 2018

Ratna Dewi Hidayaturrachmah
NIM. 146090400111010

RIWAYAT HIDUP PENULIS

Penulis bernama lengkap Ratna Dewi Hidayaturrachmah lahir di Kota Blitar, tanggal 24 Maret 1991. Penulis merupakan anak ke-1 dari Bapak Abdul Manan dan Ibu Siti Marfu'atin. Penulis menyelesaikan pendidikan sekolah dasar di Sekolah Dasar Negeri Nglegok 1 pada tahun 2003 kemudian melanjutkan pendidikan di Madrasah Tsanawiyah Negeri (MTsN) Kota Blitar dan lulus pada tahun 2006. Tahun 2006 melanjutkan pendidikan di Madrasah Aliyah Negeri (MAN) Kota Blitar dan lulus pada tahun 2009. Selanjutnya, penulis melanjutkan pendidikan S-1 di Universitas Muhammadiyah Malang (UMM) pada Jurusan Pendidikan Matematika, Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan, lulus pada tahun 2013. Tahun 2014 penulis melanjutkan pendidikan tingkat magister (S2) pada Program Studi Matematika, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Brawijaya.

RINGKASAN

RATNA DEWI HIDAYATURRACHMAH, Program Studi Magister Matematika FMIPA Universitas Brawijaya, 8 Juni 2018. Pengalokasian Dosen Pembimbing Skripsi Menggunakan Algoritma Genetika. Ketua Komisi Pembimbing: Syaiful Anam, Anggota Komisi Pembimbing: Marjono.

Dalam tesis ini dibahas tentang pengalokasian dosen pembimbing skripsi dengan menggunakan algoritma genetika, sehingga mahasiswa mendapatkan dosen pembimbing yang tepat dan jumlah mahasiswa yang dibimbing oleh masing-masing dosen tidak melebihi kapasitas maksimal dosen. Pengalokasian dosen pembimbing skripsi bukanlah tugas yang mudah karena masing-masing dosen memiliki kapasitas mahasiswa yang harus dibimbing dan bidang ilmu dosen pembimbing harus sesuai dengan bidang ilmu mahasiswa. Masalah pengalokasian dosen pembimbing skripsi adalah masalah optimasi yaitu meminimalkan jumlah ketidakcocokan antara bidang ilmu yang dipilih mahasiswa dan bidang ilmu dosen pembimbing skripsi, dan jumlah mahasiswa yang dibimbing oleh seorang dosen tidak melebihi kapasitas maksimum. Salah satu metode yang bisa digunakan untuk mengatasi masalah ini adalah algoritma genetika. Pemilihan operator *crossover* merupakan salah satu penentu keberhasilan algoritma genetika. Penelitian ini membandingkan kinerja operator *crossover* posisi dan operator *crossover* satu titik untuk menyelesaikan masalah pengalokasian dosen pembimbing skripsi. Berdasarkan hasil percobaan yang dilakukan, algoritma genetika dengan menggunakan operator *crossover* satu titik lebih baik dibandingkan pengalokasian dosen pembimbing skripsi menggunakan operator *crossover* posisi. Hasil terbaik didapatkan pada generasi 150 dan banyak populasi 150 dengan parameter probabilitas *crossover* (PC) dan probabilitas mutasi (PM) masing-masing adalah 0.7 dan 0.1. Algoritma genetika menggunakan *crossover* satu titik didapatkan rata-rata nilai fitness 0.442 dan algoritma genetika menggunakan *crossover* posisi didapatkan rata-rata nilai fitness 0.0272.

Kata Kunci: algoritma genetika, *crossover* posisi, *crossover* satu titik.

SUMMARY

RATNA DEWI HIDAYATURRACHMAH, Mathematics Magister Study Program, Faculty of Sciences, University of Brawijaya, 8 June 2018. *Allocation of Thesis Advisor on Mathematics Departement University Using Genetic Algorithm.* Supervisor Syaiful Anam, Co-Supervisor Marjono.

In this thesis is discussed about the allocation of thesis supervisors by using genetic algorithm, so that students get the right supervisor and the number of students guided by each lecturer does not exceed the maximum capacity of lecturers. The allocation of thesis supervisor is not an easy task because each lecturer has the capacity of the students that must be guided and the field of lecturers should be in accordance with the field of student science. The problem of applying lecturers thesis is the optimization problem that is minimizing the number of mismatch between the chosen field of students and the field of science supervisor thesis, and the number of students guided by a lecturer does not exceed the maximum capacity. One method that can be used to overcome this problem is the genetic algorithm. The selection of crossover operators is one of the determinants of the success of genetic algorithms. This study compares the performance of crossover position operators and crossover operators one point to solve the problem of applying thesis supervisor. Based on the experimental results, the genetic algorithm using an one point crossover operator is better than the allocation of thesis supervisor using position crossover operator. The best results were obtained in the 150 generation and the 150 population with probability crossover PC and probability mutation PM parameters was 0.7 and 0.1, respectively. Genetic algorithm by using a single point crossover obtains an average of fitness values of 0.442 and genetic algorithm by using the crossover position obtains an average of fitness value 0.0272.

Keywords: genetic algorithm, position crossover, one cut point crossover.

KATA PENGANTAR

Segala puji syukur penulis ucapkan kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul **“Pengalokasian Dosen Pembimbing Skripsi Menggunakan Algoritma Genetika”** sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister dalam bidang Matematika.

Keberhasilan dalam menyelesaikan tesis ini tidak lepas dari kerjasama dan dukungan berbagai pihak. Oleh sebab itu, penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Syaiful Anam, S.Si., M.T., Ph.D selaku Ketua Komisi Pembimbing dan Prof. Dr. Marjono, M.Phil selaku Anggota Komisi Pembimbing yang telah meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan saran, dan motivasi kepada penulis selama pengerjaan tesis ini.
2. Dra. Trisilowati, M.Sc., Ph.D selaku dosen penguji I dan Dr. Isnani Darti, M.Si selaku dosen penguji II yang telah memberikan kritik dan saran selama pengerjaan dan penyusunan tesis ini.
3. Ratno Bagus Edy Wibowo, S.Si., M.Si., Ph.D. selaku Ketua Jurusan Matematika dan Dr. Noor Hidayat, M.Si., selaku Ketua program Studi Magister Matematika FMIPA Universitas Brawijaya
4. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Matematika FMIPA Universitas Brawijaya yang telah memberikan ilmu kepada penulis, serta seluruh staf dan karyawan TU Jurusan Matematika atas segala bantuannya.
5. Ibunda Siti Marfu'atin, Ayahanda Abdul Manan tercinta serta keluarga besar penulis yang tiada henti mendoakan dan memberikan dukungan kepada penulis.
6. Sahabat-sahabat yang selalu menjadi penyemangat penulis.

7. Keluarga besar S2 Matematika 2014 atas kerjasama, dukungan, kebersamaan, dan semangat selama ini.
8. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa masih terdapat kekurangan dalam penulisan tesis ini. Oleh sebab itu, penulis mengharapkan kritik dan saran dari pembaca melalui email ratnadewihidayaturschma@gmail.com. Akhir kata, semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi penulis khususnya dan semua pihak umumnya.

Malang, 8 Juni 2018

Ratna Dewi Hidayaturrachmah
NIM. 146090400111010



DAFTAR ISI

	Hal.
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN IDENTITAS TIM PENGUJI	iii
HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS	iv
HALAMAN RIWAYAT HIDUP	v
RINGKASAN	vi
SUMMARY	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR PROGRAM	xiv
 BAB I PENDAHULUAN	 1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Tujuan Penelitian	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1. Penelitian Sebelumnya	4
2.2. Penjadwalan	5
2.3. Optimasi	5
2.4. Algoritma Genetika	6
2.4.1. Komponen-Komponen Algoritma Genetika	7
2.4.1.1. Pengkodean	7
2.4.1.2. Pengkodean Kombinatorial	8
2.4.1.3. Inisialisasi Populasi	8
2.4.1.4. Evaluasi	9
2.4.1.5. Seleksi	9
2.4.2. Crossover	10
2.4.2.1. Crossover Satu Titik	11
2.4.2.2. Crossover Posisi	11
2.4.3. Mutasi	12
BAB III HASIL DAN PEMBAHASAN	13
3.1. Data Penelitian	13
3.2. Sistem Pengalokasian Dosen Pembimbing Skripsi Program Studi Matematika Universitas Brawijaya Malang	13
3.3. Penerapan Algoritma Genetika untuk Pengalokasian Dosen Pembimbing Program Studi Matematika Universitas Brawijaya	14
3.3.1. Memasukkan Parameter	14
3.3.2. Inisialisasi Kromosom	15
3.3.3. Nilai <i>Fitness</i>	16
3.3.4. Seleksi	19
3.3.5. Crossover	21
3.3.5.1. Crossover Satu Titik	22
3.3.5.2. Crossover Posisi	22
3.3.6. Mutasi	23

3.4. Deskripsi Program	24
3.4.1. Deskripsi Program Inisialisasi Kromosom	25
3.4.2. Deskripsi Program Hitung <i>Fitness</i>	25
3.4.2.1. Deskripsi Program Menghitung Nilai <i>Cost</i>	25
3.4.2.2. Deskripsi Program Menghitung Nilai <i>Fitness</i>	26
3.4.3. Deskripsi Program Seleksi	26
3.4.3.1. Deskripsi Program Seleksi Elitis	27
3.4.3.2. Deskripsi Program Seleksi <i>Roulette Wheel</i>	27
3.4.4. Deskripsi Program <i>Crossover</i>	27
3.4.4.1. Deskripsi Program <i>Crossover</i> Satu Titik	27
3.4.4.2. Deskripsi Program <i>Crossover</i> Posisi	29
3.4.5. Deskripsi Program Mutasi	30
3.4.6. Pengalokasian Dosen	31
3.5. Hasil Pengalokasian Dosen Pembimbing Program Studi Matematika Universitas Brawijaya Malang Menggunakan Algoritma Genetika dengan Menggunakan <i>Crossover</i> Posisi	31
BAB IV KESIMPULAN DAN SARAN	36
4.1. Kesimpulan	36
4.2. Saran	36
DAFTAR PUSTAKA	37
LAMPIRAN	39



DAFTAR TABEL

		Hal
Tabel 3.1	Tabel Inisialisasi Kromosom	16
Tabel 3.2	Tabel Pengajuan KBI oleh Mahasiswa yang Akan Menempuh Skripsi	18
Tabel 3.3	Tabel Pinalti Pelanggaran	18
Tabel 3.4	Tabel Nilai <i>Cost</i> dan Nilai <i>Fitness</i>	19
Tabel 3.5	Tabel Kromosom Diurutkan dari Nilai <i>Fitness</i> Terbesar ke Terkecil	20
Tabel 3.6	Tabel Kromosom yang Dipertahankan (Hasil Elitis)	20
Tabel 3.7	Tabel Hasil Roulette Wheel	21
Tabel 3.8	Tabel Hasil Seleksi Roulette Wheel	21
Tabel 3.9	Contoh Pemilihan Pasangan Induk Crossover	22
Tabel 3.10	Contoh Pemilihan Kromosom Mutasi	24
Tabel 3.11	Hasil Percobaan Algoritma Genetika dengan $PC = 0,7$ dan $PM = 0,1$.	33
Tabel 3.12	Hasil Percobaan Algoritma Genetika dengan $PC = 0,5$ dan $PM = 0,5$.	33
Tabel 3.13	Hasil Percobaan Algoritma Genetika dengan $PC = 0,2$ dan $PM = 0,7$.	34

DAFTAR GAMBAR

	Hal
Gambar 2.1	Diagram Optimasi Fungsi atau Optimasi Proses
Gambar 2.2	Contoh Kromosom Kombinatorial
Gambar 2.3	Ilustrasi <i>Crossover</i> Satu Titik
Gambar 2.4	Ilustrasi <i>Crossover</i> Posisi
Gambar 2.5	Ilustrasi Mutasi Posisi
Gambar 3.1	Diagram Alir Program Algoritma Genetika untuk Pengalokasian Dosen Pembimbing Skripsi
Gambar 3.2	Contoh Inisialisasi Kromosom
Gambar 3.3	Roda Roulette Wheel
Gambar 3.4	Proses Pemilihan Satu Titik Secara Acak pada Induk
Gambar 3.5	<i>Offspring</i> dari <i>Crossover</i> Posisi
Gambar 3.6	Proses Pemilihan Tiga Titik Secara Acak pada Induk
Gambar 3.7	<i>Offspring</i> dari <i>Crossover</i> Posisi
Gambar 3.8	Proses Mutasi
Gambar 3.9	Perbandingan Hasil Nilai Fitness <i>Crossover</i> Satu Titik (kotak) dan <i>Crossover</i> Posisi (lingkaran)



DAFTAR PROGRAM

		Hal
Kode Program 3.1	Inisialisasi Kromosom	25
Kode Program 3.2	Menghitung <i>Cost</i> Gen Dalam Satu Kromosom	26
Kode Program 3.3	Jumlah Pelanggaran Kromosom	26
Kode Program 3.4	Mencari Nilai <i>Fitness</i>	26
Kode Program 3.5	Mengurutkan Kromosom Sesuai Nilai <i>Fitness</i>	27
Kode Program 3.6	Seleksi <i>Roulette Wheel</i>	28
Kode Program 3.7	Kode Program Pemasangan Induk <i>Crossover</i>	29
Kode Program 3.8	Kode Program <i>Crossover</i> Satu Titik	29
Kode Program 3.9	<i>Crossover</i> Posisi	30
Kode Program 3.10	Mutasi	31



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Penjadwalan adalah pengalokasian sumber daya yang ada untuk menjalankan sekumpulan tugas dalam kurun waktu tertentu. Penjadwalan diperlukan untuk mengatur waktu kerja, sehingga didapatkan pengaturan waktu seefisien mungkin (Nia dan Wayan, 2006). Penjadwalan sudah diterapkan pada banyak bidang, salah satu contohnya pada masalah penjadwalan alur suatu pekerjaan (Arten dan Sabuncuoglu, 2017), penjadwalan pertandingan sepak bola, penjadwalan kuliah dan penjadwalan pelajaran di sekolah. Masalah pengalokasian sumber daya merupakan salah satu masalah khusus dalam penjadwalan. Tesis ini akan membahas mengenai pengalokasian sumber daya yang lebih spesifik lagi yaitu tentang pengalokasian dosen pembimbing skripsi.

Pengalokasian dosen pembimbing skripsi bukanlah hal yang mudah karena setiap dosen memiliki kapasitas jumlah maksimal mahasiswa yang akan dibimbing dan bidang ilmu dosen pembimbing seharusnya sesuai dengan bidang ilmu proyek mahasiswa. Jika mahasiswa memilih sendiri dosen pembimbing skripsi mereka maka kemungkinan ada dosen yang dipilih oleh banyak mahasiswa, sehingga melebihi kapasitas jumlah maksimal mahasiswa bimbingan dosen. Penyelesaian masalah pengalokasian dosen pembimbing skripsi dengan menggunakan komputer diperlukan agar proses pengalokasian dosen pembimbing lebih cepat dan memenuhi batasan yang berlaku. Pengalokasian dosen pembimbing merupakan masalah optimasi yaitu meminimumkan jumlah ketidaksesuaian bidang ilmu dosen dengan proyek mahasiswa, dan meminimumkan jumlah dosen yang jumlah bimbingannya melebihi kapasitas maksimum. Masalah optimasi dapat diselesaikan dengan banyak metode, salah satunya adalah dengan menggunakan metode algoritma genetika.

Algoritma genetika cukup baik digunakan untuk menyelesaikan masalah optimasi. Algoritma genetika dapat menyelesaikan masalah optimasi dengan baik pada model matematika yang kompleks atau bahkan sulit diselesaikan. Operator *crossover* merupakan operasi yang sangat menentukan keberhasilan algoritma genetika. Operator *crossover* yang umum digunakan pada masalah penjadwalan adalah operator *crossover* satu titik. Pada penelitian yang dilakukan Umbakar dan Shet (2015) menyatakan bahwa operator *crossover* posisi merupakan operator *crossover* yang dikembangkan untuk menyelesaikan masalah penjadwalan.

Penggunaan algoritma genetika untuk menyelesaikan masalah optimasi dan pengalokasian dosen pembimbing telah dibahas sebelumnya oleh Salami dan Maman pada (2016). Hasil yang diperoleh Salami dengan menggunakan algoritma genetika didapat solusi yang optimal, dengan menggunakan operator *crossover* terbaik dan mutasi standar kinerja algoritma genetika lebih baik.

Crossover satu titik merupakan salah satu *crossover* yang biasa digunakan untuk menyelesaikan masalah penjadwalan. Penelitian sebelumnya mengenai penjadwalan perawat yang dilakukan oleh Ulya dan Wayan (2010) dengan menggunakan *crossover* satu titik didapatkan hasil penjadwalan yang optimum. Penelitian mengenai operator *crossover* dilakukan oleh Umbakar dan Sheth (2015) menyatakan bahwa *crossover* posisi merupakan *crossover* yang erat kaitannya dengan masalah penjadwalan, dan merupakan modifikasi dari *order crossover operator*. Masalah pengalokasian dosen pembimbing merupakan salah satu masalah yang berhubungan dengan masalah penjadwalan, sehingga pada penelitian ini akan dibandingkan kinerja operator *crossover* satu titik dan operator *crossover* posisi, diharapkan dengan membandingkan hasil kinerja operator *crossover* satu titik dan operator *crossover* posisi didapatkan hasil pengalokasian yang nilai *fitness* lebih besar dan lebih optimal.

Berdasarkan latar belakang di atas, pada tesis ini dibahas pengalokasian dosen pembimbing skripsi menggunakan algoritma genetika. Diharapkan pengalokasian dosen pembimbing skripsi program studi matematika akan lebih cepat dan tidak melanggar batasan yang berlaku pada program studi S1 matematika.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang permasalahan di atas, pokok masalah yang dibahas dalam thesis ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana komputasi dari pengalokasian dosen pembimbing skripsi Program Studi Matematika Universitas Brawijaya Malang menggunakan algoritma genetika?
2. Bagaimana hasil pengalokasian dosen pembimbing skripsi Program Studi Matematika Universitas Brawijaya Malang menggunakan algoritma genetika dengan operator *crossover* posisi dan algoritma genetika dengan operator *crossover* satu titik?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penulisan tesis ini adalah:

1. Mengkomputasi dari pengalokasian dosen pembimbing skripsi Program Studi Matematika Universitas Brawijaya Malang menggunakan algoritma genetika.
2. Membandingkan hasil pengalokasian dosen pembimbing skripsi Program Studi Matematika Universitas Brawijaya Malang menggunakan algoritma genetika dengan operator *crossover* posisi dan algoritma genetika dengan operator *crossover* satu titik.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab ini dibahas kajian pustaka dan dasar teori. Pada kajian pustaka dibahas secara umum penelitian-penelitian sebelumnya, sedangkan pada dasar teori dibahas teori pendukung penelitian ini yang didapatkan dari berbagai sumber pustaka.

2.1 Penelitian Sebelumnya

Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Salami dan Maman (2016) dengan menggunakan algoritma genetika untuk pengalokasian dosen pembimbing tugas akhir mahasiswa. Salami dan Maman berpendapat bahwa dengan menggunakan algoritma genetika didapatkan hasil yang baik untuk masalah penjadwalan. Masalah pengalokasian merupakan masalah khusus pada penjadwalan. Salami dan Maman pada penelitiannya menggunakan operator *crossover* yang didesain sendiri yaitu dengan cara memilih gen terbaik pada induk yang seposisi dicetak pada kromosom anak, dan gen yang belum terisi pada kromosom anak akan diisi dengan nilai gen yang belum digunakan pada kromosom anak. Batasan yang dibuat oleh Salami dan Maman adalah kapasitas dosen yang berbeda beda, karena disesuaikan dengan beban kerja seorang dosen. Hasil penelitian tersebut semua dosen teralokasikan kepada mahasiswa dengan tidak melanggar kapasitas setiap dosen.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Ulya, pada masalah penjadwalan perawat suatu rumah sakit menggunakan algoritma genetika dengan operator *crossover* satu titik didapatkan hasil penjadwalan perawat yang optimal. Pendapat lain disampaikan Umbakar dan Shet pada penelitiannya yang membahas mengenai macam- macam operator *crossover*, operator *crossover* posisi merupakan operator *crossover* yang dikembangkan untuk masalah penjadwalan.

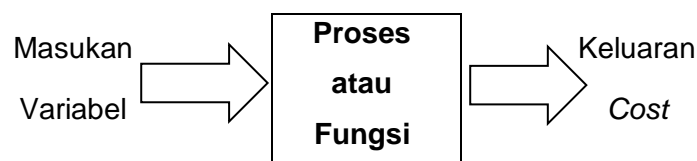
Pengalokasian dosen pembimbing merupakan masalah penjadwalan, sehingga akan dibandingkan hasil kinerja dari operator *crossover* satu titik dengan operator *crossover* posisi.

2.2 Penjadwalan

Penjadwalan diperlukan untuk mengatur waktu kerja, sehingga didapatkan pengaturan waktu yang seefisien mungkin (Nia dan Wayan, 2006). Penjadwalan banyak digunakan pada berbagai masalah. Misalkan, pada bidang olah raga yaitu untuk mengatur jadwal pertandingan (Guajardo dan Jomsten, 2017). Penjadwalan digunakan untuk pengoptimalan pengangkutan produk agar lebih ekonomis (Chen dkk, 2017). Penjadwalan produksi dan pengiriman barang pada sekali pasokan (Arten dan Sabuncuoglu, 2017). Penjadwalan digunakan untuk mengatur jadwal perkuliahan dan masih banyak lagi lainnya. Penjadwalan pada masalah khusus misalnya pada masalah pengalokasian.

2.3 Optimasi

Optimasi adalah proses yang berhubungan dengan penyesuaian masukan, pemilihan karakteristik peralatan, proses matematis dan pengujian yang dilakukan untuk menemukan keluaran optimum (Haupt dan Haupt, 2004). Sebagaimana diperlihatkan pada Gambar 2.1, masukan terdiri atas variabel-variabel, proses atau fungsi disebut sebagai fungsi *cost*, fungsi tujuan atau fungsi *fitness*, dan keluaran adalah *cost* atau *fitness*.



Gambar 2.1 Diagram Optimasi Fungsi atau Optimasi Proses

2.4 Algoritma Genetika

Algoritma genetika merupakan suatu metode heuristik yang dikembangkan berdasarkan prinsip genetika dan proses seleksi alamiah Teori Evolusi Darwin. Teori Darwin mengatakan bahwa suatu individu akan tercipta secara acak kemudian berkembang biak melalui proses reproduksi sehingga terbentuk sekumpulan individu sebagai suatu populasi. Setiap individu dalam suatu populasi mempunyai kemampuan bertahan hidup yang berbeda-beda. Kemampuan bertahan hidup ini disebut dengan nilai *fitness*, semakin tinggi nilai *fitness* maka individu akan semakin kuat, sedangkan semakin kecil nilai *fitness* individu cenderung lemah dan terseleksi (Zukhri, 2014).

John Holland (Suyanto, 2005) menjelaskan bahwa proses evolusi dapat di pakai untuk memecahkan berbagai masalah optimasi dengan satu teknik paralel yang kini dikenal sebagai algoritma genetika.

Dalam proses algoritma genetika pencarian dimulai dengan pembangkitan sejumlah “individu” secara acak yang disebut kromosom. Kromosom-kromosom ini representasi calon penyelesaian yang akan diperiksa nilai *fitness*nya. Seperti halnya teori evolusi kromosom ini akan dicek nilai *fitness*nya sehingga hanya kromosom dengan nilai *fitness* yang tinggi saja yang mampu bertahan hidup dan beranak (Zukhri, 2014).

Kromosom-kromosom yang terpilih pada proses seleksi akan melakukan proses reproduksi melalui penyilangan (*crossover*). Proses ini mirip dengan perkawinan suatu individu dalam proses evolusi. Sebagian kecil dari kromosom juga akan mengalami mutasi (*mutation*) sama seperti proses evolusi. Proses reproduksi ini akan melahirkan individu-individu baru (Zukhri, 2014).

Secara garis besar, algoritma genetika dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. [Mulai] membangun populasi secara acak sebanyak n kromosom (sesuai dengan masalahnya dan banyak kromosom sesuai kebutuhan).

2. [*Fitness*] evaluasi nilai *fitness* setiap kromosom pada populasi.
3. [Populasi Baru] membuat populasi baru dengan mengulang langkah-langkah berikut sampai populasi baru lengkap:
 - a. [Seleksi] pilih dua kromosom induk dari populasi berdasarkan *fitness*-nya (semakin besar *fitness*-nya semakin besar kemungkinannya untuk terpilih),
 - b. [Perkawinan Silang] sesuai dengan kemungkinan perkawinan silang, induk terpilih disilangkan untuk menentukan jumlah anak. Jika tidak ada perkawinan silang, maka anak merupakan salinan induknya,
 - c. [Mutasi] sesuai dengan besarnya kemungkinan mutasi,
 - d. [penerimaan] tempatkan anak baru pada 'populasi baru'.
4. [ganti] gunakan populasi yang terbentuk pada generasi selanjutnya untuk proses algoritma selanjutnya,
5. [tes] jika kondisi akhir terpenuhi, berhenti, dan hasilnya adalah solusi terbaik dari populasi saat itu dan jika tidak terpenuhi,
6. [ulangi] ke nomer 2

(Suyanto, 2005).

2.4.1 Komponen-Komponen Algoritma Genetika

Berikut ini tujuh komponen-komponen algoritma genetika yang banyak digunakan dalam berbagai metode, antara lain:

2.4.1.1 Pengkodean

Pengkodean merupakan bagian penting dalam algoritma genetika. Proses ini diperlukan dalam kaitannya dengan peranan kromosom sebagai representasi penyelesaian masalah. Kromosom dapat dirancang dengan kode-kode tertentu,

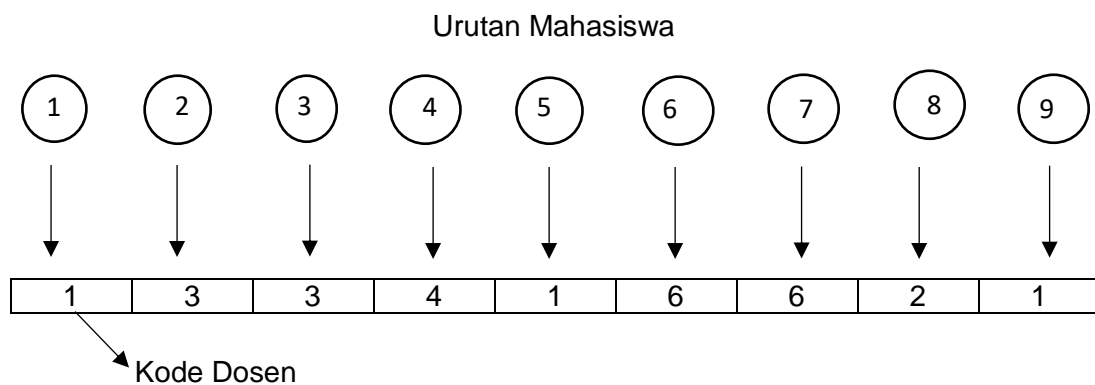
dengan persyaratan dapat diproses oleh parameter algoritma genetika, dan merupakan representasi masalah yang akan dioptimasi (Zukhri, 2014).

2.4.1.2 Pengkodean Kombinatorial

Pengkodean kombinatorial adalah optimasi yang melibatkan variabel yang mempunyai sejumlah variasi nilai yang terbatas, definisi ini biasanya digunakan dalam menyelesaikan masalah dengan algoritma genetika. Kromosom terdiri dari sejumlah gen yang dapat merepresentasikan semua kombinasi yang mungkin (Zukhri, 2014). Pengkodean kombinatorial dapat dicontohkan pada masalah optimasi pengalokasian dosen pembimbing skripsi.

2.4.1.3 Inisialisasi Populasi

Populasi terbentuk dari beberapa kromosom, jumlah kromosom dalam satu populasi ditentukan di awal program. Kromosom tersusun dari indeks jumlah mahasiswa, jika banyaknya mahasiswa adalah 16, maka kromosom terdiri dari 16 gen. Setiap gen dapat berisi bilangan bulat yang merupakan indeks dari mahasiswa, nilai gen merepresentasikan dosen yang membimbing. Misal terdapat 6 dosen pembimbing dengan kapasitas setiap dosen adalah 3 mahasiswa. Penggambaran kromosom terdapat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Contoh Kromosom

2.4.1.4 Evaluasi

Hal penting pada algoritma genetika adalah evaluasi individu/kromosom untuk menghasilkan keturunan berikutnya. Suatu individu dievaluasi berdasarkan nilai fungsi *fitness* tertentu sebagai ukuran individu tersebut baik atau tidak sebagai calon induk. Proses evaluasi merupakan proses untuk menghitung nilai *fitness* yang menyatakan tingkat kualitas kromosom sebagai representasi penyelesaian masalah (Zukhri, 2014). Di dalam evolusi alam, individu yang bernilai *fitness* tinggi akan bertahan hidup dan bernilai *fitness* rendah akan mati. Terdapat dua macam *fitness* yang digunakan, yaitu:

- a. Pada masalah optimasi, jika solusi yang dicari adalah memaksimalkan sebuah fungsi f maka fungsi *fitness* yang digunakan adalah:

$$fitness = f$$

- b. Jika solusi yang dicari adalah meminimumkan sebuah fungsi f , maka fungsi *fitness* yang digunakan adalah

$$fitness = \frac{1}{f + a} \quad (2.1)$$

f adalah nilai fungsi pada suatu kromosom.

a merupakan bilangan untuk menghindari pembagian dengan 0 dan f harus positif.

(Suyanto,2005)

2.4.1.5 Seleksi

Seleksi merupakan proses dalam algoritma genetika untuk memilih kromosom yang tetap bertahan dalam populasi untuk proses reproduksi yaitu *crossover* dan mutasi. Dalam penelitian ini menggunakan 2 jenis seleksi, antara lain:

a. Seleksi Elitis.

Seleksi elitis adalah seleksi yang mempertahankan kromosom yang memiliki nilai *fitness* terbaik, dengan cara mengurutkannya nilai *fitness* yang didapat terlebih dahulu.

b. Seleksi Roulette Wheel

Metode seleksi yang sudah umum digunakan pada algoritma genetika adalah *Roulette Wheel Selection* (seleksi roda roulette). Langkah-langkah metode *Roulette Wheel Selection* adalah:

1. Bangkitkan bilangan acak riil (r) pada selang $[0,1]$.

$$2. \text{ Jika } r < \frac{f(R_i)}{\sum_{j=1}^{UkPop} f(R_i)} \quad (2.2)$$

maka pilih individu pertama atau pilih individu ke- i .

$$3. \text{ Jika } \frac{\sum_{j=1}^{i-1} f(R_i)}{\sum_{j=1}^{UkPop} f(R_i)} \leq r \leq \frac{\sum_{j=1}^i f(R_i)}{\sum_{j=1}^{UkPop} f(R_i)} \quad (2.3)$$

dimana R_i adalah individu ke- i , $Ukpop$ adalah ukuran populasi atau jumlah individu.

2.4.2 Crossover

Crossover merupakan operator dalam algoritma genetika yang bertujuan untuk melahirkan kromosom baru yang mewarisi sifat-sifat induknya sebagaimana proses reproduksi terjadi dalam kehidupan alam (Zukhri, 2014). Probabilitas *crossover* dari suatu gen biasanya dipilih besar, seperti kejadian sebenarnya dalam kehidupan alamiah yang memungkinkan terjadinya *crossover* atau perkawinan sangat besar (Zukhri, 2014).

Algoritma genetika adalah metode pencarian hasil yang sama atau mendekati jawaban dari masalah yang diberikan. Generasi baru diciptakan dari solusi di generasi sebelumnya. Strategi dasar yang digunakan di algoritma genetika untuk

menciptakan solusi terbaik adalah *crossover* terhadap gen induk. Berbagai teknik *crossover* dibangun untuk mendapatkan solusi optimal sedini mungkin pada generasi minimum. Pemilihan operator *crossover* memiliki dampak lebih pada kinerja algoritma genetika (Umbarkar dan Shet, 2015).

2.4.2.1 Crossover satu titik

Metode satu titik, mula-mula dipilih secara acak satu titik potong pada kromosom induk sebagai titik tukar gen. Nilai gen selanjutnya ditukar sesuai titik tukar, untuk membentuk kromosom anak. *Crossover* satu titik diilustrasikan pada Gambar 2.3.

Parent 1	:	1	2	3	4	5	6	7	8
Parent 2	:	8	3	6	4	7	5	1	2
Offspring 1	:	8	3	6	4	5	6	7	8
Offspring 2	:	1	2	3	4	7	5	1	2

Gambar 2.3 Ilustrasi *Crossover* Satu Titik

2.4.2.2 Crossover Posisi

Pertama-tama dipilih posisi gen secara acak, kemudian gen-gen pada posisi terpilih pada induk pertama diwariskan pada kromosom anak yang kedua, sedangkan gen-gen lainnya dari kromosom anak kedua diambil dari pada gen-gen induk yang kedua dengan urutan yang sama (Zukhri, 2014). *Crossover* dapat diilustrasikan pada Gambar 2.4.

Parent 1	:	1	2	3	4	5	6	7	8
Parent 2	:	8	3	6	4	7	5	1	2
Offspring 1	:	8	6	3	4	5	1	7	2
Offspring 2	:	2	3	6	4	5	7	1	8

Gambar 2.4 Ilustrasi Crossover Posisi

2.4.3 Mutasi

Mutasi merupakan operator dalam algoritma genetika yang bertujuan untuk mengubah gen-gen tertentu dari sebuah kromosom. Proses ini dimodelkan sebagaimana terjadi dalam kehidupan alam. Probabilitas mutasi dari suatu gen biasanya dipilih sangat kecil, seperti kejadian sebenarnya dalam kehidupan alamiah yang memungkinkan terjadinya mutasi genetis tetapi dalam presentasi sangat kecil (Zukhri, 2014). Mutasi dapat diilustrasikan pada Gambar 2.5.

Induk	:	8	3	6	4	7	5	1	2
Anak	:	8	3	4	7	5	1	6	2

Gambar 2.5 Ilustrasi Mutasi Posisi

BAB III

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dibahas tentang penyelesaian masalah pengalokasian dosen pembimbing skripsi dengan menggunakan algoritma genetika.

3.1 Data Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di Program Studi Matematika Jurusan Matematika Universitas Brawijaya Malang. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data pengajuan dosen pembimbing skripsi semester ganjil 2016/2017.

3.2 Sistem Pengalokasian Dosen Pembimbing Skripsi Program Studi Matematika Jurusan Matematika Universitas Brawijaya Malang

Pengalokasian dosen pembimbing skripsi pada Program Studi Matematika Jurusan Matematika Universitas Brawijaya Malang dilakukan setiap semester. Mahasiswa yang sudah memenuhi syarat untuk mengerjakan skripsi mengajukan dosen pembimbing skripsi diakhir semester. Dosen pembimbing skripsi yang dipilih oleh mahasiswa disesuaikan dengan tema proyek yang akan dikerjakan mahasiswa. Mahasiswa terlebih dahulu mengisi form pengajuan dosen pembimbing skripsi yang disediakan oleh jurusan. Kemudian, kepala Program Studi memproses pengalokasian dosen pembimbing skripsi kepada mahasiswa. Namun, permasalahan muncul ketika jumlah mahasiswa yang memilih dosen melebihi kapasitas dosen tersebut, sehingga masalah ini memerlukan banyak pertimbangan. Pengkomputasian pengalokasian dosen pembimbing skripsi dapat mempermudah proses pengalokasian dan meringankan beban kepala Program Studi. Pengalokasian dosen pembimbing Program Studi matematika dapat dinyatakan dalam model matematika sebagai berikut:

$$\text{Meminimumkan} \quad \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^s P_{ij} X_{ij} \quad (3.1),$$

Bergantung pada:

$$\sum_{j=1}^s X_{ij} \leq W_i, \quad i \in L \quad (3.2),$$

$$\sum_{i=1}^l X_{ij} = 1 \quad j \in S \quad (3.3),$$

$$X_{ij} = 0 \text{ atau } 1, \quad i \in L, j \in S \quad (3.4),$$

dimana, s adalah jumlah mahasiswa yang mengajukan dosen pembimbing skripsi, S adalah himpunan mahasiswa, l adalah jumlah dosen yang ditugaskan untuk menjadi pembimbing skripsi, L adalah himpunan dosen yang ditugaskan untuk membimbing skripsi, W_i adalah jumlah kapasitas dosen ke- i dan P_{ij} adalah nilai pinalti yang diberikan ketika terjadi pelanggaran untuk mahasiswa ke j yang dibimbing oleh dosen ke i . X_{ij} bernilai 1 ketika mahasiswa ke j dibimbing oleh dosen ke i , dan bernilai 0 ketika mahasiswa ke j tidak dibimbing oleh dosen ke i .

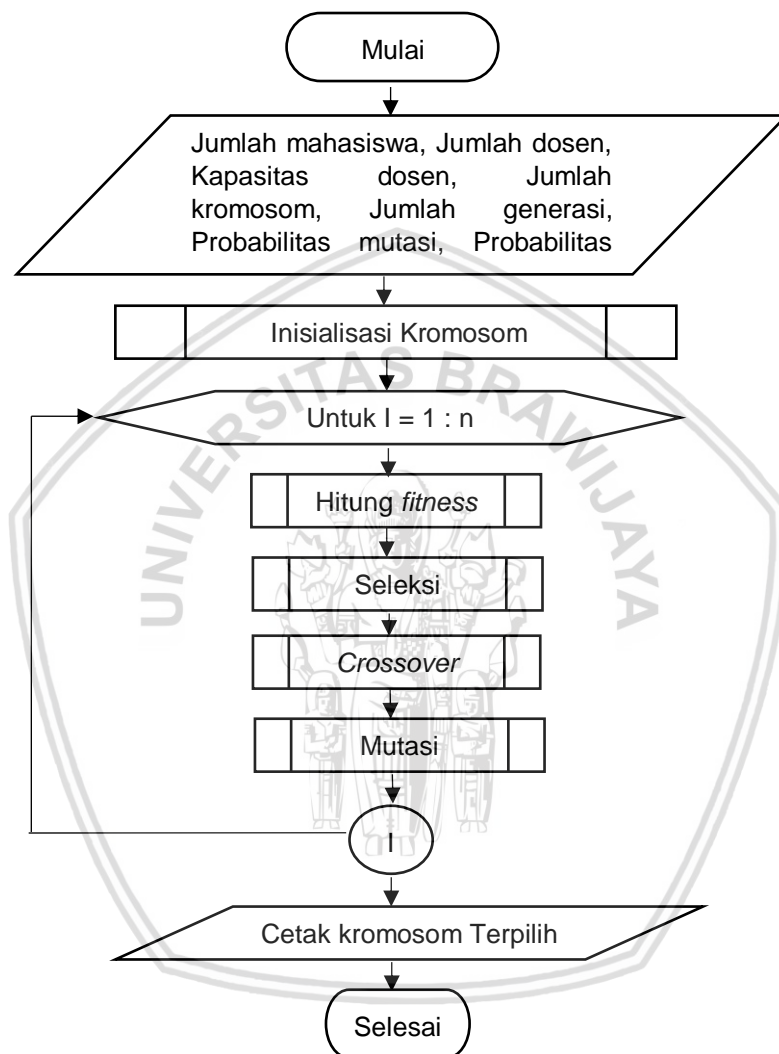
3.3 Penerapan Algoritma Genetika untuk Pengalokasian Dosen Pembimbing Skripsi Program Studi Matematika Jurusan Matematika Universitas Brawijaya

Pada penelitian ini algoritma genetika diterapkan untuk pengalokasian dosen pembimbing skripsi pada Program Studi Matematika Jurusan Matematika Universitas Brawijaya Malang. Diagram alir algoritma genetika yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 3.1.

3.3.1 Memasukkan Parameter

Parameter yang digunakan pada pengalokasian dosen pembimbing skripsi adalah jumlah dosen, kapasitas dosen, probabilitas mutasi, probabilitas *crossover*, banyak generasi dan banyak kromosom. Data dosen pilihan mahasiswa yang didapatkan terlebih dahulu dimasukkan ke *microsoft excel*, dosen yang ditugaskan

sebagai pembimbing skripsi dikelompokkan sesuai dengan Kelompok Bidang Ilmu (KBI) dan diberikan kode sesuai dengan KBI, kode dosen yang digunakan dapat dilihat pada Lampiran 1. Jumlah dosen disesuaikan dengan jumlah dosen yang memenuhi syarat untuk membimbing skripsi pada semester tersebut.

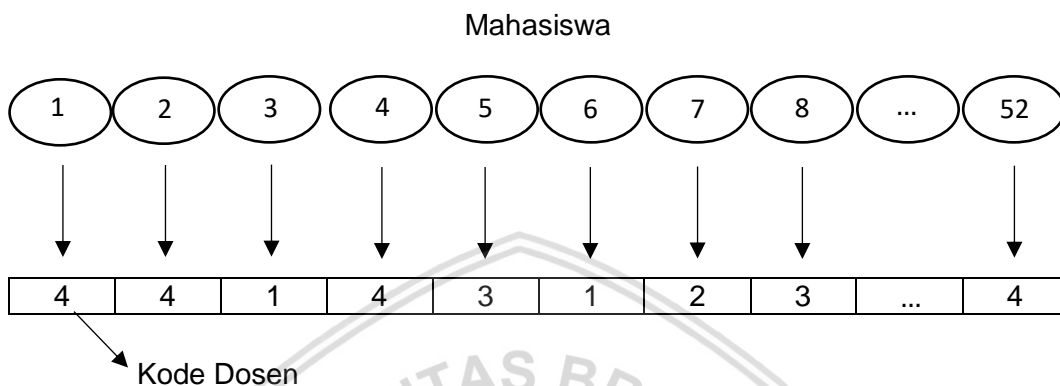


Gambar 3.1: Diagram Alir Algoritma Genetika untuk Pengalokasian Dosen Pembimbing Skripsi

3.3.2 Inisialisasi Kromosom

Kromosom dibentuk dari banyak gen. Jumlah gen pada setiap kromosom disesuaikan dengan jumlah mahasiswa yang mengajukan dosen pembimbing skripsi. Nilai pada gen merupakan kode dosen pembimbing skripsi yang ditentukan

secara acak, contoh dapat dilihat pada Gambar 3.2. Jumlah mahasiswa Program Studi S1 yang mengajukan dosen pembimbing skripsi ada 52 mahasiswa, sehingga jumlah gen pada satu kromosom berjumlah 52 gen. Inisialisasi kromosom dapat dilihat pada Tabel 3.1.



Gambar 3.2: Contoh Inisialisasi Kromosom

Tabel 3.1: Inisialisasi Kromosom.

	Mahasiswa ke-									
	1	2	3	4	5	6	7	8	...	52
R_1	4	4	1	4	3	1	2	3	...	4
R_2	3	2	3	3	3	3	1	2	...	2
R_3	4	2	1	4	2	2	2	1	...	3
R_4	3	3	2	2	3	2	4	2	...	2
R_5	4	2	3	2	2	2	2	3	...	3

3.3.3 Nilai *Fitness*

Nilai *fitness* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (2.1), dimana variabel x merupakan hasil dari penjumlahan persamaan (3.1) dan jumlah penalti pelanggaran kapasitas dosen. Nilai variabel a yang digunakan adalah 1. Pelanggaran terjadi ketika pengalokasian dosen pembimbing skripsi tidak memenuhi aturan Program Studi Matematika yang sudah diterapkan. Aturan tersebut antara lain 1. Jumlah mahasiswa bimbingan dosen tidak melebihi kapasitas dosen tersebut, 2. KBI pilihan mahasiswa sesuai dengan KBI pembimbing skripsi hasil pengalokasian. Pada model langkah–langkah untuk menghitung nilai *fitness* antara lain:

1. Data yang didapatkan dari kepala Program Studi berupa data dosen dan KBI pilihan mahasiswa. Data KBI pilihan mahasiswa yang akan menempuh skripsi dapat dilihat pada Tabel 3.2. Pada Tabel 3.2 dapat dilihat bahwa mahasiswa pertama mempunyai pilihan pertama dosen pada KBI 4 dan pilihan kedua dosen pada KBI 2.
2. Dari tabel pengajuan KBI oleh mahasiswa yang akan menempuh skripsi pada Tabel 3.2, dapat dibuat tabel pinalti pelanggaran atau tabel P_{ij} seperti terlihat pada Tabel 3.3. Seorang mahasiswa Program Studi matematika dapat memilih 2 KBI sebagai tema proyek skripsinya. Pada tabel pelanggaran KBI, pilihan KBI 1 mahasiswa diberi pinalti pelanggaran 0, dan pilihan KBI 2 mahasiswa diberi pinalti pelanggaran 1. Tabel pelanggaran dibuat sebagai acuan untuk menghitung jumlah pelanggaran dalam satu kromosom yang terbentuk.
3. Menghitung pelanggaran KBI dosen dengan cara mencocokkan Tabel 3.3 dengan kromosom yang terbentuk seperti pada Tabel 3.4. Pada Tabel 3.4 dapat kita lihat untuk kromosom R_1 mahasiswa satu mendapat dosen pembimbing pada KBI 4, dicocokkan dengan Tabel 3.3 bahwa nilai pinalti pelanggaran 0, maka diberi nilai pinalti pelanggaran 0, dan begitu seterusnya. Pelanggaran KBI dosen yang selanjutnya disebut dengan pelanggaran 1.
4. Pelanggaran kapasitas dosen dapat dihitung dengan cara mengecek jumlah perulangan setiap kode dosen pada setiap kromosom. Jika setiap kode dosen diulang lebih dari kapasitas dosen maka kromosom tersebut diberi pinalti pelanggaran 50. Jika pada kromosom mempunyai 2 kode dosen yang melebihi kapasitas dosen maka diberi nilai pelanggaran 2×50 . Pelanggaran kapasitas dosen yang selanjutnya disebut dengan pelanggaran 2.

5. Menjumlahkan total banyak pinalti pelanggaran dalam satu kromosom, jumlah pelanggaran ini selanjutnya disebut dengan nilai *Cost*.
6. Selanjutnya, dengan menggunakan persamaan (2.1) untuk mencari nilai *fitness*.

Hasil perhitungan nilai *fitness* dapat dilihat pada Tabel 3.3. R_i adalah kromosom ke i .

Tabel 3.2: Tabel Pengajuan KBI oleh Mahasiswa yang Akan Menempuh Skripsi

Kode KBI Dosen	Mahasiswa ke-										
	1	2	3	4	5	6	7	8	...	52	
1			1						...	1	
2	2					1			...		
3		2	2	2	2	2	1	1	...		
4	1	1		1	1		2	2	...	2	

Tabel 3.3: Tabel Pinalti Pelanggaran

Kode KBI Dosen	Mahasiswa ke-									
	1	2	3	4	5	6	7	8	...	52
1	10	10	0	10	10	10	10	10	...	0
2	1	10	10	10	10	0	10	10	...	10
3	10	1	1	1	1	0	0	0	...	10
4	0	0	10	0	0	10	1	1	...	1

Tabel 3.4: Tabel Nilai *Cost* dan Nilai *Fitness*

	Mahasiswa ke-											Nilai Cost	Nilai Fitness
	1	2	3	4	5	6	7	8	...	52			
R_1	4	4	1	4	3	1	2	3	...	4	238	0,0042	
Pelanggaran 1	0	0	0	0	1	10	10	0		1			
Pelanggaran 2	0												
R_2	3	2	3	3	3	3	1	2	...	2	253	0,0039	
Pelanggaran 1	10	10	1	1	1	0	10	10		10			
Pelanggaran 2	0												
R_3	4	2	1	4	2	2	2	1	...	3	240	0,0041	
Pelanggaran 1	0	10	0	0	10	0	10	10		10			
Pelanggaran 2	0												
R_4	3	3	2	2	3	2	4	2	...	2	243	0,0041	
Pelanggaran 1	10	1	10	10	1	0	1	10		10			
Pelanggaran 2	0												
R_5	4	2	3	2	2	2	2	3	...	3	247	0,004	
Pelanggaran 1	0	10	1	10	10	10	0	0		10			
Pelanggaran 2	50												

3.3.4 Seleksi

Kromosom yang terbentuk selanjutnya diseleksi. Penelitian ini menggunakan dua metode seleksi yaitu, seleksi elitis dan seleksi *roulette wheel*.

a. Seleksi Elitis

Seleksi elitis adalah seleksi untuk mempertahankan kromosom yang memiliki nilai *fitness* terbesar. Langkah-langkah seleksi elitis sebagai berikut:

1. Kromosom diurutkan sesuai dengan nilai *fitness* dari yang terbesar ke terkecil,
2. Ambil dua kromosom dengan nilai *fitness* terbesar, untuk dipertahankan.

Contoh mengurutkan kromosom dari yang terbesar ke terkecil dapat dilihat pada Tabel 3.5 dan kromosom yang dipertahankan pada Tabel 3.6.

Tabel 3.5: Tabel Kromosom Diurutkan dari Nilai *fitness* Terbesar ke Terkecil

	Mahasiswa ke-											Nilai <i>Cost</i>	Nilai <i>fitness</i>
	1	2	3	4	5	6	7	8	...	52			
R_1	4	4	1	4	3	1	2	3	...	4	238	0,0042	
R_3	4	2	1	4	2	2	2	1	...	3	240	0,0041	
R_4	3	3	2	2	3	2	4	2	...	2	243	0,0041	
R_5	4	2	3	2	2	2	2	3	...	3	247	0,004	
R_2	3	2	3	3	3	3	1	2	...	2	253	0,0039	

Tabel 3.6: Kromosom yang Dipertahankan (Hasil Elitis)

	Mahasiswa ke-										Nilai Cost	Nilai <i>fitness</i>
	1	2	3	4	5	6	7	8	...	52		
R_1	4	4	1	4	3	1	2	3	...	4	238	0,0042
R_3	4	2	1	4	2	2	2	1	...	3	240	0,0041

b. Seleksi *roulette wheel*

Seleksi *roulette wheel* digunakan untuk menentukan kromosom yang akan dijadikan induk pada proses *crossover*. Kromosom yang sudah diurutkan nilai *fitness*nya seperti pada Tabel 3.5, selanjutnya akan di seleksi *roulette wheel*. Langkah-langkah *roulette wheel* sebagai berikut:

1. Menghitung probabilitas setiap kromosom dapat dilihat pada Tabel 3.7, probabilitas kromosom ditentukan oleh besar nilai *fitness* pada tiap-tiap kromosom. Probabilitas kromosom didapat dari nilai *fitness* kromosom dibagi dengan jumlah total nilai *fitness* semua kromosom yang terbentuk, pada Tabel 3.7 kolom ke 4.
2. Menghitung komulatif probabilitas setiap kromosom, terlihat pada Tabel 3.7 kolom ke 5.
3. Membangkitkan bilangan acak r , terlihat pada Tabel 3.8 kolom 1.
4. Selanjutnya dengan menggunakan persamaan 2.2 dan 2.3 untuk menentukan kromosom yang terpilih. Terlihat pada Tabel 3.8 kolom 2, misal r pertama 0,51 maka yang terpilih adalah R_3 dan seterusnya.

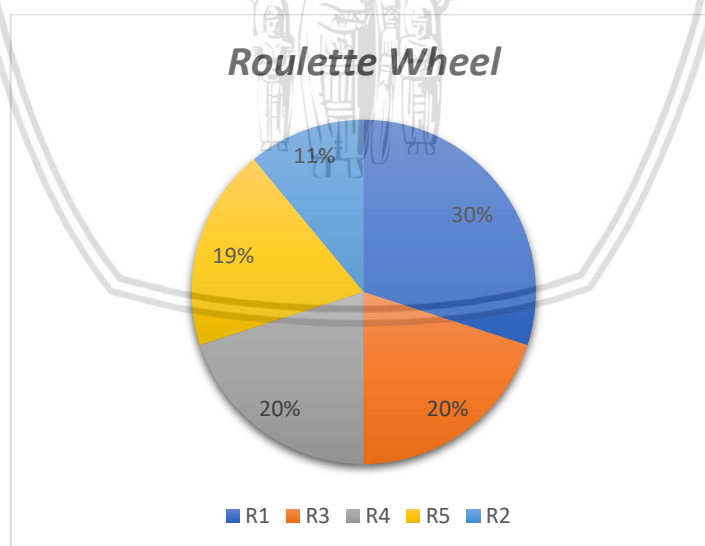
Hasil seleksi *roulette wheel* dapat dilihat pada Tabel 3.8, dengan probabilitas kromosom dapat dibentuk sebagai roda *roulette wheel* dapat dilihat pada Gambar 3.3.

Tabel 3.7: Tabel Hasil *Roulete Wheel*

	i	$f(p_i)$	$\frac{f(p_i)}{\sum_{j=1}^5 f(p_i)}$	$\frac{\sum_{j=1}^i f(p_i)}{\sum_{j=1}^5 f(p_i)}$
R_1	1	0,0042	0,3	0,3
R_3	3	0,0041	0,2	0,5
R_4	4	0,0041	0,2	0,7
R_5	5	0,004	0,19	0,89
R_2	2	0,0039	0,11	1

Tabel 3.8: Tabel Hasil Seleksi *Roulette Wheel*

r	Hasil Seleksi
0,51	R_3
0,83	R_4
0,42	R_1
0,24	R_1
0,56	R_3



Gambar 3.3: Roda *Roulette Wheel*

3.3.5 Crossover

Penelitian ini membandingkan hasil kinerja operator *crossover* posisi dan operator *crossover* satu titik. Membangkitkan bilangan acak r sejumlah kromosom

untuk menentukan induk *crossover*. Apabila nilai $r < \text{Probabilitas Crossover (PC)}$, maka kromosom terpilih menjadi induk dan dipasangkan dengan kromosom terpilih lainnya. Contoh pemilihan pasangan induk *crossover* dapat dilihat pada Tabel 3.9.

Tabel 3.9: Contoh Pemilihan Pasangan Induk *Crossover*

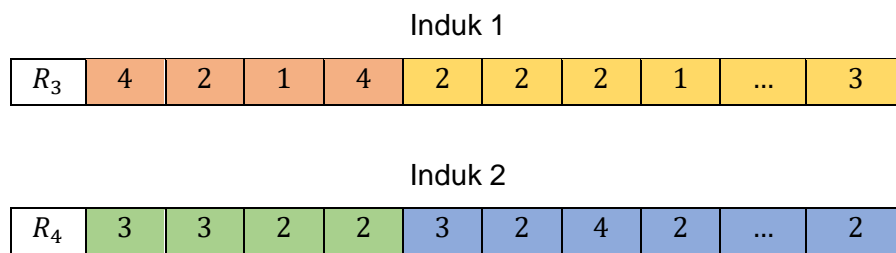
Induk <i>Crossover</i>	r	$PC = 0.75$	Pasangan Induk
R_3	0,51	R_3	R_3 dengan R_4
R_4	0,53	R_4	
R_1	0,42	R_1	R_1 dengan R_3
R_1	0,83	-	
R_3	0,56	R_3	

3.3.5.1 Crossover Satu Titik

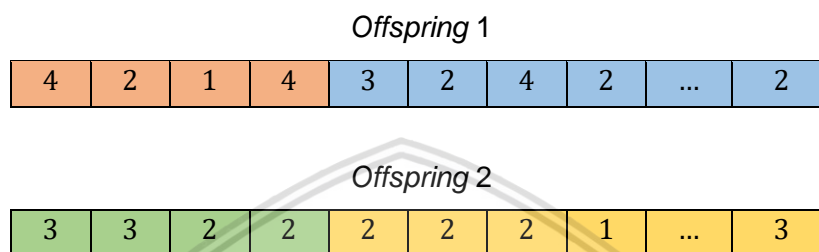
Crossover satu titik diawali dengan memilih titik pada induk secara acak, sebagai titik yang akan ditukarkan untuk membentuk kromosom anak. Ilustrasi *crossover* satu titik digambarkan pada Gambar 3.4 dan Gambar 3.5 anak hasil *crossover* satu titik.

3.3.5.2 Crossover Posisi

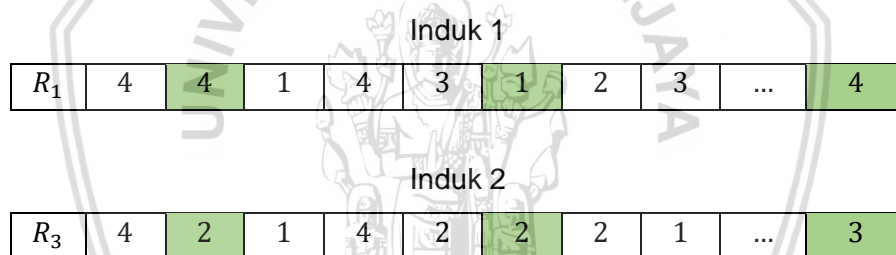
Crossover posisi diawali dengan memilih tiga titik gen pada kromosom induk secara acak sebagai gen yang diwariskan pada *offspring*, kemudian cetak gen yang dipertahankan pada gen *offspring*. Selanjutnya, gen kromosom *offspring* yang belum terisi diisi dengan ketentuan nilai gen kromosom induk 1 akan mengisi gen kromosom *offspring* 2, nilai gen kromosom induk 2 akan mengisi gen kromosom *offspring* 1, contoh *crossover* posisi dapat kita lihat Gambar 3.5. dan *offspring* yang terbentuk dari *crossover* posisi dapat dilihat pada Gambar 3.6.



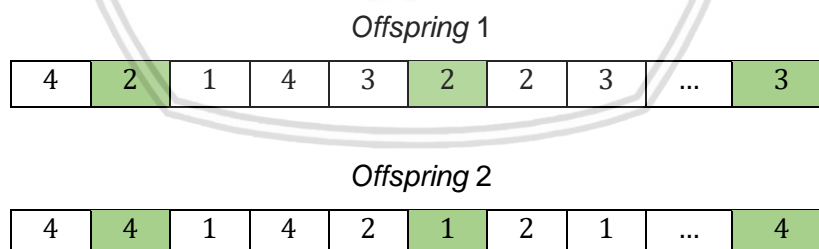
Gambar 3.4: Proses Pemilihan Satu Titik Secara Acak pada Induk



Gambar 3.5: Offspring dari Crossover Posisi



Gambar 3.6: Proses Pemilihan Tiga Titik Secara Acak pada Induk



Gambar 3.7: Offspring dari Crossover Posisi

3.3.6 Mutasi

Mutasi yang digunakan pada penelitian ini adalah mutasi posisi. Langkah pertama adalah dengan membangkitkan bilangan acak r pada setiap kromosom.

Jika nilai $r < \text{Probabilitas Mutasi (PM)}$ maka kromosom tersebut akan dimutasi. Contoh pemilihan kromosom untuk mutasi dapat dilihat pada Tabel 3.9

Setelah terpilih kromosom yang akan dimutasi, tentukan secara acak satu titik gen pada setiap kromosom untuk di mutasi. Contoh mutasi terdapat pada Gambar 3.7, dan kromosom hasil mutasi terdapat pada Gambar 3.8.

Kromosom yang dipertahankan pada seleksi elitis digabungkan dengan kromosom yang dihasilkan sampai proses mutasi. Selanjutnya, semua kromosom dihitung nilai *fitness*nya dan diurutkan kembali. Kromosom dengan nilai *fitness* tertinggi merupakan kromosom terbaik pada generasi.

Tabel 3.10: Contoh Pemilihan Kromosom Mutasi

Induk Mutasi	r	$PC = 0.25$
R_3	0,51	-
R_4	0,21	R_4
R_1	0,42	-
R_1	0,83	-
R_3	0,56	-

Kromosom Terpilih untuk Mutasi

R_4	3	3	2	2	3	2	4	2	...	2
-------	---	---	---	---	---	---	---	---	-----	---

Kromosom Setelah Mutasi

R_4	3	2	3	2	2	3	4	2	...	2
-------	---	---	---	---	---	---	---	---	-----	---

Gambar. 3.8: Proses Mutasi

3.4 Deskripsi Program

Program terdiri dari lima proses utama, yaitu inisialisasi kromosom, hitung *fitness*, seleksi, *crossover*, mutasi, dan pengalokasian dosen. Pada setiap proses terdiri dari prosedur atau fungsi yang akan dijelaskan sebagai berikut:

3.4.1 Deskripsi Program Inisialisasi Kromosom

Inisialisasi kromosom diperoleh dengan membangkitkan kode dosen secara *random* sebanyak jumlah mahasiswa yang mengajukan dosen pembimbing skripsi, perulangan kode dosen disesuaikan dengan jumlah kapasitas dosen. Kapasitas yang berlaku pada Program Studi Matematika Jurusan Matematika Universitas Brawijaya Malang adalah setiap dosen membimbing maksimal 4 mahasiswa. Program Inisialisasi kromosom dapat dilihat pada kolom Kode Program 3.1.

```
t_krom=[];  
for i=1:indv  
    for j=1:uk_ma(1)  
        t_krom(i,j)=randperm(j_ds,1);  
        while sum(t_krom(i,:)==t_krom(i,j))>kap_dos  
            t_krom(i,j)=randperm(j_ds,1);  
        end  
    end  
end  
t_krom
```

Kode Program 3.1: Inisialisasi Kromosom

3.4.2 Deskripsi Program Hitung *Fitness*

Nilai *fitness* dicari dengan mencari nilai *cost* terlebih dahulu dan dilanjutkan dengan menghitung nilai *fitness*.

3.4.2.1 Deskripsi Program Menghitung Nilai *Cost*

Nilai *Cost* dihitung pada setiap kromosom, untuk menghitung nilai *cost* diawali dengan menghitung pelanggaran gen pada kromosom. Menghitung pelanggaran gen pada kromosom dilakukan dengan mencocokkan nilai gen pada kromosom dengan tabel KBI pilihan mahasiswa. Mula-mula didefinisikan matriks yang akan diisi dengan nilai *cost*. Matriks diisi dengan mencocokkan gen pada kromosom dengan tabel KBI pilihan mahasiswa. Jika nilai gen tidak terpilih pada tabel KBI pilihan mahasiswa maka diberi nilai *cost* 10, namun jika nilai gen terpilih

pada tabel KBI pilihan mahasiswa maka diberi nilai *cost* 0. Program menghitung pelanggaran gen pada setiap kromosom dapat dilihat pada Kode Program 3.2.

```
t_fit=[];
for i=1:indv
    for j=1:uk_ma(1)
        if sum(t_p_mk(j,:)==t_kbi_ms(i,j))>=1
            t_fit(i,j)=0;
        else
            t_fit(i,j)=10;
        end
    end
end
t_fit
```

Kode Program 3.2: Menghitung *Cost* Gen Dalam Satu Kromosom

Setelah dicocokkan maka *cost* setiap gen pada satu kromosom dijumlahkan, menjadi nilai *cost* kromosom. Program perhitungan jumlah *cost* kromosom dapat dilihat pada Kode Program 3.3.

```
tot_cost=[];
for i=1:indv
    tot_cost(i,1)=sum(t_fit(i,:));
end
tot_cost
```

Kode Program 3.3: Jumlah Pelanggaran Kromosom

3.4.2.2 Deskripsi Program Menghitung Nilai *Fitness*

Setelah menjumlahkan pelanggaran pada setiap kromosom, dilanjutkan dengan mencari nilai *fitness* pada setiap kromosom. Program mencari nilai *fitness* terdapat pada Kode Program 3.4.

```
t_krom2=[t_krom 1./tot_fit]
```

Kode Program 3.4: Mencari Nilai *Fitness*

3.4.3 Deskripsi Program Seleksi

Penelitian ini menggunakan dua seleksi yaitu seleksi *elitsm* dan seleksi *roulette wheel*.

3.4.3.1 Deskripsi Program Seleksi Elitis

Seleksi elitis adalah seleksi yang mempertahankan kromosom dengan nilai *fitness* terbesar dalam satu populasi. Nilai *fitness* setiap kromosom terlebih dahulu diurutkan dari yang terbesar ke terkecil, dua kromosom dengan nilai *fitness* terbesar dipertahankan dan yang lainnya akan diseleksi *roulette wheel*. Kode program seleksi elitis terdapat pada Kode Program 3.5.

```
t_krom2 t=sortrows(t_krom2,-(uk_2(1)+1))
```

Kode Program 3.5: Mengurutkan Kromosom Sesuai Nilai *Fitness*.

3.4.3.2 Deskripsi Program Seleksi *Roulette Wheel*

Proses seleksi selanjutnya adalah seleksi *roulette wheel*. Seleksi *roulette wheel* digunakan untuk memilih induk pada proses *crossover*. Langkah-langkah seleksi *roulette wheel* yang digunakan sesuai dengan penjelasan pada sub bab Kode Program seleksi *roulette wheel* dapat dilihat pada Kode Program 3.6.

3.4.4 Deskripsi Program *Crossover*

Penelitian ini membandingkan hasil kinerja operator *crossover* posisi dan operator *crossover* satu titik. Pasangan induk *crossover* didapatkan dengan cara membangkitkan bilangan acak r sejumlah kromosom. Jika nilai $r < \text{Probabilitas Crossover (PC)}$ maka kromosom terpilih menjadi induk dan dipasangkan dengan kromosom terpilih selanjutnya. Kode Program 3.7 merupakan langkah awal dari proses *crossover*.

3.4.4.1 Deskripsi Program *Crossover* Satu Titik

Crossover diawali dengan memilih satu titik secara acak pada induk sebagai titik yang akan disilangkan. Selanjutnya mencetak gen pada induk

pertama untuk mencetak anak kedua begitu juga sebaliknya. Kode program *crossover* satu titik dapat dilihat pada Kode Program 3.8.

```

for i=1:(indv-2)
    ro_n(i,1)=rand(1);
end
ro_n
urt_ind=[];
j=1;
for i=1:(indv-2)
    if ro_n(i)<=p_co
        urt_ind(j)=i;
        j=j+1;
    end
end
urt_ind
uk_urt_ind=size(urt_ind)
j=1;
for i=1:(indv-2)
    if ro_n(i)>p_co
        urt_ind_2(j)=i;
        j=j+1;
    end
end
for i=1:j_br
    p_n(i,1)=t_fit2(i)/tot_f;
end
p_n
q_n=p_n;
for i=2:j_br
    q_n(i)=q_n(i)+q_n(i-1);
end
q_n
r_n
roul=[];
for i=1:j_br
    k=1;
    while r_n(i)>=q_n(k)
        k=k+1;
    end
    if k==1
for i=1:j_br
        r_n(i,1)=rand(1);
    end
        roul(i,1)=1;
    else
        roul(i,1)=k;
    end
end
t_roul=[t_fit2 p_n q_n r_n roul]

```

Kode Program 3.6: Seleksi *Roulette Wheel*

```

urt_ind_2
uk_urt_ind_2=size(urt_ind_2)

for i=1:uk_urt_ind(2)
    ind(i,:)=pop_sel(urt_ind(i),:)
end
ind
uk_ind=size(ind);
for i=1:uk_urt_ind_2(2)
    ind_2(i,:)=pop_sel(urt_ind_2(i),:)
end
ind_2
uk_ind_2=size(ind_2);
for i=1:ceil(uk_ind(1)/2)
    acak_1(i,1)=i+i-1;
end
acak_1;
for i=1:ceil(uk_ind(1)/2)
    acak_2(i,1)=i+i;
end
if mod(uk_ind(1),2)~=0
    acak_2(ceil(uk_ind(1)/2))=randi(uk_ind(1));
end
acak_2;
acak=[acak_1 acak_2]
uk_acak=size(acak);

```

Kode Program 3.7: Kode Program Pemasangan Induk *Crossover*

```

for i=1:2
    for j=1:n_ac
        a(1,j)=ind_temp(1,j);
        a(2,j)=ind_temp(2,j);

    end

    for j=n_ac+1:uk_ma(1)
        a(1,j)=ind_temp(2,j);
        a(2,j)=ind_temp(1,j);
    end
end

```

Kode Program 3.8: Kode Program *Crossover* Satu Titik

3.4.4.2 Deskripsi Program *Crossover* Posisi

Crossover posisi diawali dengan menentukan tiga titik secara *random* pada gen induk sebagai titik yang akan disilangkan. Siapkan kromosom yang akan dijadikan *offspring*. Tiga titik yang terpilih pada induk disalin dengan posisi gen yang sama pada kromosom *offspring*. Selanjutnya mencetak gen induk kedua pada *offspring* pertama, dimulai dari gen pertama sampai seluruh gen pada

offspring terpenuhi, begitu sampai *offspring* kedua terpenuhi. Program dari *crossover* posisi dapat dilihat pada Kode Program 3.9.

```

for h=1:ceil(uk_ind(1)/2)
    ack=randperm(uk_ma(1),3);
    anak=zeros(2,uk_ma(1));
    for i=1:2
        ind_temp(i,:)=ind(acak(h,i),:)
    end
    for i=1:2
        for j=1:3
            anak(i,ack(j))=ind_temp(i,ack(j))
        end
    end
    for i=1:2
        l=1;
        if i==1
            k=2;
        else
            k=1;
        end
        for j=1:uk_ma(1)-3
            while anak(i,l)~=0
                l=l+1;
            end
            anak(i,l)=ind_temp(k,j);
            l=l+1;
        end
    end
    induk(h+(h-1):h+h,:)=ind_temp(:,:);
    anak_hsil(h+(h-1):h+h,:)=anak(:,:);
end

```

Kode Program 3.9: *Crossover* Posisi

3.4.5 Deskripsi Program Mutasi

Mutasi adalah mengganti secara *random* nilai gen kromosom. Langkah pertama bangkitkan bilangan acak r pada setiap kromosom. Jika nilai $r < \text{Probabilitas Mutasi (PM)}$ maka kromosom tersebut akan dimutasi. Langkah kedua memilih titik pada gen yang akan dimutasi secara *random*. Program mutasi dapat dilihat pada Kode Program 3.10.

```

for i=1:uk_mutasi(1)
    rm_n(i,1)=rand(1);
end
rm_n
urt_mut=[];
j=1;
for i=1:uk_mutasi(1)
    if rm_n(i)<=pm
        urt_mut(j)=i;
        j=j+1;
    end
end
urt_mut
uk_urt_mut=size(urt_mut);
hasil_mut=[];
for i=1:uk_urt_mut(2)
    hasil_mut(i,:)=mutasi(urt_mut(i,:),:);
end
hasil_mut

```

Kode Program 3.10: Mutasi

Setelah proses mutasi selesai, semua kromosom hasil *crossover* dan mutasi dicetak termasuk dua kromosom yang dipertahankan pada proses seleksi elitis dan dihitung kembali nilai *fitness*nya.

3.4.6 Pengalokasian Dosen

Kromosom dengan nilai *fitness* terbesar disimpan dan dilanjutkan kegenerasi selanjutnya. Pada akhir generasi semua kromosom yang tersimpan akan dipilih berdasarkan nilai *fitness* terbaik dan yang terpilih merupakan solusi dari pengalokasian dosen pembimbing skripsi.

3.5 Hasil Pengalokasian Dosen Pembimbing Program Studi Matematika Jurusan Matematika Universitas Brawijaya Malang Menggunakan Algoritma Genetika.

Pengalokasian dosen pembimbing pada Program Studi Matematika Jurusan Matematika Universitas Brawijaya Malang menggunakan algoritma genetika. Data yang digunakan adalah data form pengajuan dosen pembimbing oleh mahasiswa semester ganjil 2016/2017 pada Program Studi Matematika

Universitas Brawijaya. Jumlah dosen yang ditugaskan untuk membimbing skripsi sebanyak 27 dosen, dengan kapasitas jumlah mahasiswa bimbingan setiap dosen adalah 4 mahasiswa. Jumlah mahasiswa yang mengajukan dosen pembimbing skripsi pada periode tersebut ada 52 mahasiswa dengan pilihan 4 KBI yang berlaku pada Program Studi Matematika Universitas Brawijaya.

Percobaan dilakukan dengan menggunakan tiga parameter yang berbeda. Setiap percobaan diulang sebanyak 5 kali, karena algoritma genetika bekerja dengan cara acak. Evaluasi dilakukan dengan mengambil rata-rata dan standard deviasi nilai *fitness*nya. Perulangan dilakukan untuk memperoleh variasi hasil setiap *running* program. Percobaan pertama menggunakan nilai parameter *PC* dan *PM* masing-masing adalah 0,7 dan 0,1, hasil percobaan dapat dilihat pada Tabel 3.11. Percobaan kedua menggunakan nilai parameter *PC* dan *PM* masing-masing adalah 0,5 dan 0,5. Hasil eksperimen kedua disajikan pada Tabel 3.12. Percobaan ketiga menggunakan parameter dengan nilai *PC* dan *PM* masing-masing 0,25 dan 0,7, hasil percobaan disajikan pada Tabel 3.7. Percobaan dilakukan menggunakan jumlah populasi 50,100 dan 150, dengan jumlah generasi 50,100 dan 150.

Dari Tabel 3.11, Tabel 3.12 dan Tabel 3.13 dapat dilihat bahwa pengalokasian dosen pembimbing skripsi menggunakan algoritma genetika dengan operator *crossover* satu titik menghasilkan nilai *fitness* yang lebih besar dibandingkan dengan pengalokasian dosen pembimbing skripsi menggunakan algoritma genetika dengan operator *crossover* posisi. Hasil nilai *fitness* terbesar dari seluruh percobaan yang sudah dilakukan adalah pada saat jumlah populasi 150 dan generasi 150 seperti yang tercetak tebal pada setiap tabel hasil percobaan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa semakin banyak populasi dan generasi, maka nilai *fitness* yang didapatkan juga semakin besar. Nilai *fitness* terbesar dihasilkan oleh algoritma genetika operator *crossover* satu titik dengan menggunakan parameter $PC = 0,7$, $PM = 0,1$, jumlah populasi 150 dan jumlah

generasi 150. Hasil dari percobaan tersebut sejalan dengan teori yang menyatakan bahwa nilai optimum akan didapat apabila nilai *PC* besar dan nilai *PM* kecil. Gambar 3.9 menunjukkan bahwa algoritma genetika operator *crossover* posisi menghasilkan nilai *fitness* yang lebih kecil dibandingkan dengan algoritma genetika dengan operator *crossover* satu titik. Apabila dilihat dari standard deviasi setiap parameter yang terdapat pada tabel hasil percobaan, terlihat bahwa algoritma genetika dengan operator *crossover* posisi mempunyai nilai standard deviasi yang lebih kecil dibandingkan dengan algoritma genetika dengan operator *crossover* satu titik. Hal ini menunjukkan bahwa variasi hasil nilai *fitness* setiap percobaan menggunakan algoritma genetika operator *crossover* posisi lebih besar dibandingkan algoritma genetika operator *crossover* satu titik.

Tabel 3.11: Hasil Percobaan Algoritma Genetika dengan *PC* = 0,7 dan *PM* = 0,1.

Populasi	Generasi	Crossover Posisi		Crossover Satu Titik	
		Rata-rata <i>fitness</i>	Standar Deviasi	Rata-rata <i>fitness</i>	Standar Deviasi
50	50	0,0086	$1,4 \times 10^{-6}$	0,0143	$2,27 \times 10^{-5}$
	100	0,0093	$2,01 \times 10^{-6}$	0,0162	$2,17 \times 10^{-5}$
	150	0,0096	$1,63 \times 10^{-6}$	0,0257	$1,83 \times 10^{-5}$
100	50	0,0095	$1,05 \times 10^{-6}$	0,0186	$5,03 \times 10^{-6}$
	100	0,0101	$5,76 \times 10^{-8}$	0,0449	0,000767
	150	0,0108	$6,26 \times 10^{-7}$	0,0667	0,000778
150	50	0,01	$7,1 \times 10^{-7}$	0,2307	0,148098
	100	0,0108	$8,02 \times 10^{-7}$	0,26	0,1374
	150	0,0272	0,001325	0,442	0,204717

Tabel 3.12: Hasil Percobaan Algoritma Genetika dengan *PC* = 0,5 dan *PM* = 0,5.

Populasi	Generasi	Crossover Posisi		Crossover Satu Titik	
		Rata-rata <i>fitness</i>	Standar Deviasi	Rata-rata <i>fitness</i>	Standar Deviasi
50	50	0,0093	$1,4 \times 10^{-6}$	0,0122	$4,7 \times 10^{-6}$
	100	0,0086	$7,82 \times 10^{-7}$	0,0155	0,000036
	150	0,0093	$1,84 \times 10^{-5}$	0,0167	$2,72 \times 10^{-5}$
100	50	0,0082	$1,05 \times 10^{-6}$	0,0159	$5,5 \times 10^{-5}$
	100	0,0167	$3,22 \times 10^{-6}$	0,06	0,00115
	150	0,0108	$6,26 \times 10^{-7}$	0,18	0,1444
150	50	0,0093	$7,1 \times 10^{-7}$	0,0193	0,002215
	100	0,0101	$8,02 \times 10^{-7}$	0,0242	0,138
	150	0,0113	0,001325	0,0356	0,0256

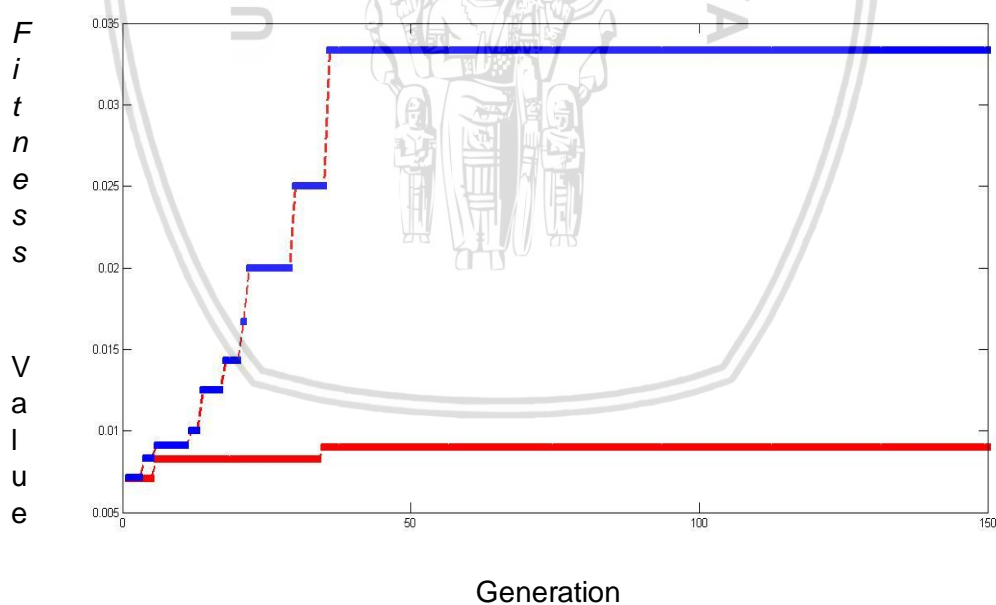
Tabel 3.13: Hasil Percobaan Algoritma Genetika dengan $PC = 0,2$ dan $PM = 0,7$.

Populasi	Generasi	Crossover Posisi		Crossover Satu Titik	
		Rata-rata <i>fitness</i>	Standar Deviasi	Rata-rata <i>fitness</i>	Standar Deviasi
50	50	0,0082	$1,3 \times 10^{-6}$	0,0096	$8,3 \times 10^{-6}$
	100	0,0084	$3,2 \times 10^{-6}$	0,0109	$2,5 \times 10^{-6}$
	150	0,0012	$1,6 \times 10^{-6}$	0,0097	$2,72 \times 10^{-6}$
100	50	0,0076	$2,01 \times 10^{-7}$	0,0098	$2,1 \times 10^{-6}$
	100	0,0097	$5,7 \times 10^{-6}$	0,0157	$2,6 \times 10^{-5}$
	150	0,0098	$4,5 \times 10^{-5}$	0,0157	0,001072
150	50	0,0085	$8,7 \times 10^{-7}$	0,0121	$6,2 \times 10^{-6}$
	100	0,01	$2,06 \times 10^{-5}$	0,02	0,000128
	150	0,0105	$4,02 \times 10^{-7}$	0,0245	0,2061

Nilai *fitness* terbaik yang didapatkan oleh kedua algoritma genetika berbeda, dengan menggunakan algoritma genetika operator *crossover* posisi didapatkan nilai *fitness* terbaik 0,027 dan nilai *fitness* terbaik yang didapatkan algoritma genetika operator *crossover* satu titik adalah 0,442. Apabila dihitung dengan persamaan (2.1) maka pengalokasian dosen pembimbing menggunakan algoritma genetika dengan operator *crossover* posisi memiliki rata-rata 50 pelanggaran, sedangkan pengalokasian dosen pembimbing menggunakan algoritma genetika dengan operator *crossover* satu titik memiliki rata-rata 25 pelanggaran. Jadi dapat diambil kesimpulan bahwa pengalokasian dosen pembimbing menggunakan algoritma genetika dengan operator *crossover* satu titik lebih baik dari pada menggunakan operator *crossover* posisi.

Hasil pengalokasian dosen pembimbing skripsi menggunakan algoritma genetika operator *crossover* satu titik dan algoritma genetika operator *crossover* posisi dengan sekali *running* program dapat dilihat pada Lampiran 1 dan Lampiran 2. Sesuai hasil percobaan yang didapatkan dapat dilihat bahwa, tidak terjadi pelanggaran 1 pada algoritma genetika dengan kedua operator *crossover*. Namun, pada pelanggaran 2 terjadi perbedaan. Algoritma genetika menggunakan operator *crossover* posisi terjadi 8 pelanggaran dan algoritma genetika menggunakan

crossover satu titik terjadi 5 pelanggaran. Hasil pengalokasian dosen pembimbing skripsi oleh kepala Program Studi diperiksa untuk mengetahui apakah terjadi pelanggaran. Setelah dilakukan pemeriksaan, pengalokasian dosen pembimbing oleh kepala Program Studi tidak terjadi pelanggaran 1 terlihat dari jumlah mahasiswa bimbingan dosen tidak ada yang melebihi kapasitas dosen. Pada pelanggaran 2 terdapat 4 pelanggaran, dengan 4 mahasiswa yang mendapatkan KBI dosen pembimbing skripsi tidak sesuai dengan KBI pilihan mahasiswa. Dilihat dari hasil pengalokasian dosen pembimbing skripsi menggunakan algoritma genetika operator *crossover* satu titik dengan pengalokasian dosen pembimbing skripsi oleh kepala Program Studi tidak jauh berbeda, maka untuk pengalokasian dosen pembimbing skripsi pada Program Studi Matematika Universitas Brawijaya dapat menggunakan algoritma genetika operator *crossover* satu titik.



Gambar 3.9: Perbandingan Hasil Nilai *Fitness Crossover* Satu Titik (Biru) dan *Crossover Posisi* (Merah)

BAB IV KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan yang telah diuraikan, dapat diambil kesimpulan yaitu:

1. Pengalokasian dosen pembimbing pada Program Studi Matematika Jurusan Matematika Universitas Brawijaya dapat dikomputasikan dengan menggunakan algoritma genetika. Batasan yang dibuat disesuaikan dengan aturan yang berlaku pada Program Studi Matematika.
2. Hasil pengalokasian dosen pembimbing skripsi menggunakan algoritma genetika dengan operator *crossover* satu titik menghasilkan pengalokasian dosen yang lebih baik dibandingkan dengan pengalokasian dosen pembimbing skripsi menggunakan operator *crossover* posisi. Oleh karena hasil pengalokasian dosen pembimbing skripsi menggunakan algoritma genetika operator *crossover* satu titik dengan pengalokasian dosen pembimbing skripsi oleh ketua program studi tidak jauh berbeda, maka untuk pengalokasian dosen pembimbing skripsi pada Program Studi Matematika Universitas Brawijaya dapat menggunakan algoritma genetika operator *crossover* satu titik.

4.2 Saran

Pada penelitian selanjutnya disarankan menerapkan algoritma genetika dengan menerapkan operator *crossover* yang berbeda misalnya operator *crossover* PMX (atau yang lainnya), dan dengan penambahan batasan misal kapasitas mahasiswa bimbingan setiap dosen berbeda atau batasan dosen pilihan mahasiswa. Kinerja algoritma genetika untuk pengalokasian dosen pembimbing skripsi akan lebih baik dengan jumlah siswa yang banyak hingga melebihi kapasitas dosen.

DAFTAR PUSTAKA

- Arten, T. dan I. Sabuncuoglu. 2017. Coordination of Inbound and Outbond Transportation Schedules with The Production Schedule. *Computer and Industrial Engineering*. 103: 178-192.
- Barbulescu, L., E. H. Adele, L. W. Darrell dan M. Roberts. 2006. Understanding Algorithm Performance on am Oversubscribed Scheduling Application. *Colorado Journal of Artificial Intelegence Research*. 27: 577-615.
- Cattrysse, D. G. dan L. N. Wassenhove. 1992. A Survey of Algorithms for The Generalized Assignment Problem. *European Journal of Operational Research*. 60: 260-272.
- Chen, W. Changchun, L. Diao, J. Zuo, L dan Y. Huang. 2017. Optimizing Detailed Schedules of a Multiproduct Pipeline by a Monolithic MILP Formulation. *Future Journal of Petroleum Science and Engineering*. 150: 148-163.
- Chirkin, M., S. Z. Belloun, V. Kovalchuk dan X. Make. 2017. Executing Time Estimation for Worklow Scheduling. *Future Generation Computer System*. 75: 376-389.
- Correcher, F. J. dan R. V. Alvarez. 2017. A Biased Random-Key Genetic Algoritim for The Time-Invariant Berth Allocation and Quay Crane Assignment Problem. *Expert Systems with Applications*. 89: 112-128.
- El-Sherbiny, M. M. dan Y. M. Ibrahim. 2012. An Artificial Immune Algorithm with Alternative Mutation Methods: Applied to The Student Project Assignment Problem. *International Conference on Innovation and Information Management (ICIIM2012)*. 13: 123-134.
- Guajardo, M. dan K. Jomsten. 2017. The Stable Tournament : Matching Sports Schedules with Preferences. *Operations Research Letters*. 45: 461-466.
- Haupt, R.L. dan Haupt. 2004. *Pratical Genetic Algorithms*. New Yersey : John Wiley dan Sons, Inc.
- Irving, K. R., dan C. T. Sing. 2014. Profile-Based Optimal Matchings in The Student/Project Allocation Problem. *In Combinatorial Algorithms*. Springer International Publishing. 5: 213-225.
- King, H., dan P. Kim. 2017. Reliability-Redudancy Allocation Problem Considering Optimal Redundancy Strategy Using Paralel Genetic Algorithm. *Reliability Engineering and System Safety*. 159: 153-160.
- Mitchell, G. 2007. Evolutionary Computation Applied to Combinatorial Optimisation Problems. *Shool of Electronic Engineering*. Dublin City University.
- Nia, M. K dan F. M. Wayan. 2006. Optimasi Penjadwalan Ujian Menggunakan Algoritma Genetika. *Kursor*. 2: 1-8.



- Salami, H. O. dan Y. E. Maman. 2016. A Genetic Algorithm for Allocation Project Supervisors to Students. *I.J. Intelegent System and Aplications*. 10: 51-59.
- Suyanto. 2005. *Algoritma Genetika dalam MATLAB*. Andi, Yogyakarta
- Ulya, M. dan Wayan. 2010. Optimasi Penjadwalan Perawat Menggunakan Algoritma genetika. *DORO*. 5: 13-18
- Umbakar, A, J. dan P. D. Shet. 2015. Crossover Operation in Genetic Algorithms: A Review. *ICTACT Journal on Soft Computing*. 6: 1083-1092.
- Zukhri, Z. 2014. *Algoritma Genetika*. Andi, Yogyakarta.



Lampiran 1. Pengkodean Dosen

KBI	Kode KBI	Nama Dosen	Kode Dosen
ALJABAR	1	Dra. Ari Andari, M.S	1
		Drs. Bambang Sugandi., M.Si.	2
		Dr. Abdul Rouf., M.Sc.	3
		Vira Hari K., S.Si., M.Sc	4
ANALISIS	2	sa'adatul Fitri., S.Si., M.Sc	5
		Prof. Dr. Marjono., M.Phil.	6
		Drs. Muslikh., M.Si	7
		Dr. Drs. M. Aruman Imron, M.Si	8
		Dr. Retno Bagus. E.W., M.Si.	9
		Corina Karim, S.Si., M.Si	10
ANALISIS TERAPAN DAN SAINS KOMPUTASI	3	Prof. Dr. Agus Suryanto., M.Sc.	11
		Dr. Wuryansari M.K., M.Si	12
		Dr. Dra. Trisililowati., Msc.	13
		Dr. Isnani Darti., S.Si., M.Si	14
		Drs. Marsudi, M.Si	15
		Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	16
		Dr. Syaiful Anam, S.Si., M.T.	17
		Dr. Nur Shofianah, S.Si, M.Sc.	18
		Indah Yanti, S.Si. M.Si.	19
		Ummu Habibah, S.Si, M.Si.	20
		Zuraidah Fitriah, S.Si, Msi	21
RISET OPERASI, PROBABILITAS DAN PROSES STOKASTIK	4	Dra. Endang W.H., M.Si	22
		Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes.	23
		Dr. Sobri Abusini, M.T.	24
		Drs. Imam Nurhadi P., M.T	25
		Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	26
		Mila kurniawaty, S.Si., M.Si	27

Lampiran 2. Perbandingan Pengalokasian Dosen oleh Kaprodi dengan Pengalokasian Dosen Menggunakan Algoritma Genetika Crossover Satu Titik.

Mahasiswa	Kode Mahasiswa	Kode Dosen Pilihan Mahasiswa	Dosen Menggunakan Algoritma Genetika	Kode KBI Dosen	Dosen Oleh Kaprodi	Kode KBI Dosen
Endah Mia Rokhimah	1	4	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4	Dra. Ari Andari, M.S	1
		2				
Eva Putri Damayanti	2	4	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes.	4
		3				
Bivi Yunita Susilo Putri	3	1	Sa'adatul Fitri., S.Si., M.Sc	2	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4
		3				
Ceisar Rumario	4	4	Dr. Isnani Darti., S.Si., M.Si	3	Nur Shofianah, S.Si, M.Si., Ph.D	3
		3				
Ayu Sulastiya Ningarum	5	4	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4	Dr. Wuryansari M.K., M.Si	3
		3				
Renaldy Riski Ramadhan	6	2	Corina Karim, S.Si., M.Si	2	Drs. Marsudi, M.Si	3
		3				
Fajar Daniyal	7	3	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes.	4	Syaiful Anam, S.Si., M.T., Ph. D	3
		4				
I Kadek Endi Pradika	8	3	Dra. Endang W.H., M.Si	4	Prof. Dr. Agus Suryanto., M.Sc.	3
		4				
Awaludin Fajar	9	3	Prof. Dr. Marjono., M.Phil.	2	Nur Shofianah, S.Si, M.Si., Ph.D	3
		2				
Riska Putri Handayani	10	3	Drs. Marsudi, M.Si	3	Ummu Habibah, S.Si, M.Si. Ph. D	3
		4				
Rani Sulvianuri	11	3	Ummu Habibah, S.Si, M.Si. Ph. D	3	Ummu Habibah, S.Si, M.Si. Ph. D	3
		4				

Mahasiswa	Kode Mahasiswa	Kode Dosen Pilihan Mahasiswa	Dosen Menggunakan Algoritma Genetika	Kode KBI Dosen	Dosen Oleh Kaprodi	Kode KBI Dosen
Nila Sumbuasih	12	4	Dra. Endang W.H., M.Si	4	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4
		3				
AA	13	3	Drs. Bambang Sugandi., M.Si.	1	Dr. Wuryansari M.K., M.Si	3
		1				
Rifta Imama Hidayati	14	3	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4	Dr. Wuryansari M.K., M.Si	3
		4				
Nafi'atus Zahro	15	4	Dr. Isnani Darti., S.Si., M.Si	3	Dr. Trisililowati., Msc.	3
		3				
Onelia Rochmah	16	3	Zuraidah Fitriah, S.Si, Msi	3	Dr. Trisililowati., Msc.	3
		1				
Fitria Dewi	17	3	Zuraidah Fitriah, S.Si, Msi	3	Dr. Trisililowati., Msc.	3
		4				
Bening Bela Nurani	18	3	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes.	4	Dr. Isnani Darti., S.Si., M.Si	3
		4				
Ainun Naima	19	3	Drs. Marsudi, M.Si	3	Dr. Isnani Darti., S.Si., M.Si	3
		4				
Anna Silvia Purnomo	20	3	Dr. Dra. Trisililowati., Msc.	3	Dr. Isnani Darti., S.Si., M.Si	3
		2				
Maulida Agustina Wardhani	21	3	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3	Prof. Dr. Agus Suryanto., M.Sc.	3
		4				
Lorensia Juwita	22	3	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4	Prof. Dr. Agus Suryanto., M.Sc.	3
		4				
Putu Veri Swastika	23	3	Indah Yanti, S.Si. M.Si.	3	Prof. Dr. Agus Suryanto., M.Sc.	3
		4				
Vivi Arsita	24	4	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3	Dr. Wuryansari M.K., M.Si	3
		3				
Carina Ardhiyany H.R	25	4	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes.	4	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4
		1				

Mahasiswa	Kode Mahasiswa	Kode Dosen Pilihan Mahasiswa	Dosen Menggunakan Algoritma Genetika	Kode KBI Dosen	Dosen Oleh Kaprodi	Kode KBI Dosen
Ilham Karunia Akbar	26	4	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4
		1				
Uliya Elok Rahmawati	27	4	Mila Kurniawaty, S.Si., M.Si	4	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4
		3				
Brigita Permatasari	28	4	Dra. Ari Andari, M.S	1	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4
		1				
Ni Putu Sri Devi Ratna Pratiwi	29	4	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4
		3				
Eka Rima Agustina	30	4	Dr. Syaiful Anam, S.Si., M.T.	3	Drs. Imam Nurhadi P., M.T	4
		3				
Hafidz Agatha Choirul	31	4	Mila Kurniawaty, S.Si., M.Si	4	Drs. Imam Nurhadi P., M.T	4
		3				
M. Anif	32	4	Drs. Marsudi, M.Si	3	Drs. Imam Nurhadi P., M.T	4
		3				
Yuni Ferina Hasibuan	33	4	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3	Dra. Endang W.H., M.Si	4
		3				
Eka Novianita Deviana Putri	34	4	Mila Kurniawaty, S.Si., M.Si	4	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4
		1				
Melinda Kristiatmo	35	4	Prof. Dr. Agus Suryanto., M.Sc.	3	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes.	4
		3				
Mufid Saifullah	36	1	Ummu Habibah, S.Si, M.Si.	3	Drs. Bambang Sugandi., M.Si.	1
		2				
Asmiati	37	2	Dr. Abdul Rouf., M.Sc.	1	Sa'adatul Fitri., S.Si., M.Sc	2
		1				

Mahasiswa	Kode Mahasiswa	Kode Dosen Pilihan Mahasiswa	Dosen Menggunakan Algoritma Genetika	Kode KBI Dosen	Dosen Oleh Kaprodi	Kode KBI Dosen
Kalina Ratna Dewi	38	4	Dra. Endang W.H., M.Si	4	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes.	4
		1				
Ayu Niken Mayta Sari	39	1	Dr. Retno Bagus. E.W., M.Si.	2	Dr. Drs. M. Aruman Imron, M.Si	2
		2				
Afifah Maya Iknaningrum	40	2	Dr. Syaiful Anam, S.Si., M.T.	3	Dr. Retno Bagus. E.W., M.Si.	2
		3				
Nilna Amalia Hasna	41	1	Sa'adatul Fitri., S.Si., M.Sc	2	Prof. Dr. Marjono., M.Phil.	2
		2				
Rambu Maya I. Maharani	42	1	Dr. Dra. Trisiliwati., Msc.	3	Drs. Bambang Sugandi., M.Si.	1
		3				
Sri Weni	43	4	Prof. Dr. Agus Suryanto., M.Sc.	3	Drs. Bambang Sugandi., M.Si.	1
		1				
Taqwa Nourma Yunita	44	4	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3
		1				
Dedy Zulkarnain Purnamadi	45	1	Zuraidah Fitriah, S.Si, Msi	3	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3
		3				
Amaluddin	46	1	Zuraidah Fitriah, S.Si, Msi	3	Zuraidah Fitriah, S.Si, Msi	3
		2				
Yuva Mega Pratiwi	47	1	Drs. Imam Nurhadi P., M.T	4	Dra. Ari Andari, M.S	1
		4				
Nurul Aini	48	1	Vira Hari K., S.Si., M.Sc	1	Dra. Ari Andari, M.S	1
		4				
Almira Larasati Puspa	49	1	Dra. Ari Andari, M.S	1	Vira Hari K., S.Si., M.Sc	1
		2				
Ainur Rohmawati	50	4	Sa'adatul Fitri., S.Si., M.Sc	2	Vira Hari K., S.Si., M.Sc	1
		1				

Mahasiswa	Kode Mahasiswa	Kode Dosen Pilihan Mahasiswa	Dosen Menggunakan Algoritma Genetika	Kode KBI Dosen	Dosen Oleh Kaprodi	Kode KBI Dosen
Mega Puspitorini	51	4	Dr. Abdul Rouf., M.Sc.	1	Vira Hari K., S.Si., M.Sc	1
		1				
Larasati Adiningsih	52	1	Vira Hari K., S.Si., M.Sc	1	Dra. Ari Andari, M.S	1



Lampiran 3. Perbandingan Pengalokasian Dosen oleh Kaprodi dengan Pengalokasian Dosen Menggunakan Algoritma Genetika Crossover Posisi.

Mahasiswa	Kode Mahasiswa	Kode Dosen Pilihan Mahasiswa	Dosen Menggunakan Algoritma Genetika	Kode KBI Dosen	Dosen Oleh Kaprodi	Kode KBI Dosen
Endah Mia Rokhimah	1	4	Corina Karim, S.Si., M.Si	2	Dra. Ari Andari, M.S	1
		2				
Eva Putri Damayanti	2	4	Dra. Endang W.H., M.Si	4	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes.	4
		3				
Bivi Yunita Susilo Putri	3	1	Drs. Marsudi, M.Si	3	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4
		3				
Ceisar Rumario	4	4	Drs. Muslikh., M.Si	2	Nur Shofianah, S.Si, M.Si., Ph.D	3
		3				
Ayu Sulastiya Ningarum	5	4	Dr. Dra. Trisililowati., Msc..	3	Dr. Wuryansari M.K., M.Si	3
		3				
Renaldy Riski Ramadhan	6	2	Dra. Endang W.H., M.Si	4	Drs. Marsudi, M.Si	3
		3				
Fajar Daniyal	7	3	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes	4	Syaiful Anam, S.Si., M.T., Ph. D	3
		4				
I Kadek Endi Pradika	8	3	Dr. Wuryansari M.K., M.Si	3	Prof. Dr. Agus Suryanto., M.Sc.	3
		4				
Awaludin Fajar	9	3	Dr. Isnani Darti., S.Si., M.Si	3	Nur Shofianah, S.Si, M.Si., Ph.D	3
		2				
Riska Putri Handayani	10	3	Ummu Habibah, S.Si, M.Si. Ph. D	3	Ummu Habibah, S.Si, M.Si. Ph. D	3
		4				
Rani Sulvianuri	11	3	Dr. Syaiful Anam, S.Si., M.T.	3	Ummu Habibah, S.Si, M.Si. Ph. D	3
		4				

Mahasiswa	Kode Mahasiswa	Kode Dosen Pilihan Mahasiswa	Dosen Menggunakan Algoritma Genetika	Kode KBI Dosen	Dosen Oleh Kaprodi	Kode KBI Dosen
Nila Sumbuasih	12	4	Drs. Imam Nurhadi P., M.T	4	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4
		3				
Mery Endika Rani	13	3	Dr. Abdul Rouf., M.Sc.	1	Dr. Wuryansari M.K., M.Si	3
		1				
Rifta Imama Hidayati	14	3	Dr. Syaiful Anam, S.Si., M.T.	3	Dr. Wuryansari M.K., M.Si	3
		4				
Nafi'atus Zahro	15	4	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes	4	Dr. Trisililowati., Msc.	3
		3				
Onelia Rochmah	16	3	Indah Yanti, S.Si. M.Si.	3	Dr. Trisililowati., Msc.	3
		1				
Fitria Dewi	17	3	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes	4	Dr. Trisililowati., Msc.	3
		4				
Bening Bela Nurani	18	3	Zuraidah Fitriah, S.Si, M. Si.	3	Dr. Isnani Darti., S.Si., M.Si	3
		4				
Ainun Naima	19	3	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes	4	Dr. Isnani Darti., S.Si., M.Si	3
		4				
Anna Silvia Purnomo	20	3	Drs. Muslikh, M.Si	2	Dr. Isnani Darti., S.Si., M.Si	3
		2				
Maulida Agustina Wardhani	21	3	Dr. Wuryansari M.K., M.Si	3	Prof. Dr. Agus Suryanto., M.Sc.	3
		4				
Lorensia Juwita	22	3	Vira Hari K., S.Si., M.Sc.	1	Prof. Dr. Agus Suryanto., M.Sc.	3
		4				
Putu Veri Swastika	23	3	Dr. Dra. Trisililowati., M. Sc.	3	Prof. Dr. Agus Suryanto., M.Sc.	3
		4				
Vivi Arsita	24	4	Indah Yanti, S.Si. M.Si.	3	Dr. Wuryansari M.K., M.Si	3
		3				
Carina Ardhiyany H.R	25	4	Mila Kurniawaty, S.Si., M.Si	4	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4
		1				

Mahasiswa	Kode Mahasiswa	Kode Dosen Pilihan Mahasiswa	Dosen Menggunakan Algoritma Genetika	Kode KBI Dosen	Dosen Oleh Kaprodi	Kode KBI Dosen
Ilham Karunia Akbar	26	4	Mila Kurniawaty, S.Si., M.Si	4	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4
		1				
Uliya Elok Rahmawati	27	4	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4
		3				
Brigita Permatasari	28	4	Ummu Habibah, S.Si, M.Si.	3	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4
		1				
Ni Putu Sri Devi Ratna Pratiwi	29	4	Dr. Syaiful Anam, S.Si., M.T	3	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4
		3				
Eka Rima Agustina	30	4	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3	Drs. Imam Nurhadi P., M.T	4
		3				
Hafidz Agatha Choirul	31	4	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4	Drs. Imam Nurhadi P., M.T	4
		3				
M. Anif	32	4	Dr. Nur Shofianah, S.Si, M.Sc.	3	Drs. Imam Nurhadi P., M.T	4
		3				
Yuni Ferina Hasibuan	33	4	Indah Yanti, S.Si. M.Si.	3	Dra. Endang W.H., M.Si	4
		3				
Eka Novianita Deviana Putri	34	4	Drs. Imam Nurhadi P., M.T	4	Kwardiyah A., S.Si., M.Si.	4
		1				
Melinda Kristiatmo	35	4	Dr. Dra. Trisililowati., M. Sc	3	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes.	4
		3				
Mufid Saifullah	36	1	Dr. Dra. Trisililowati., M. Sc	3	Drs. Bambang Sugandi., M.Si.	1
		2				
Asmiati	37	2	Drs. Muslikh., M.Si	2	Sa'adatul Fitri., S.Si., M.Sc	2
		1				

Mahasiswa	Kode Mahasiswa	Kode Dosen Pilihan Mahasiswa	Dosen Menggunakan Algoritma Genetika	Kode KBI Dosen	Dosen Oleh Kaprodi	Kode KBI Dosen
Kalina Ratna Dewi	38	4	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4	Prof. Dr. Agus Widodo, M. Kes.	4
		1				
Ayu Niken Mayta Sari	39	1	Prof. Dr. Marjono., M.Phil.	2	Dr. Drs. M. Aruman Imron, M.Si	2
		2				
Afifah Maya Iknaningrum	40	2	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3	Dr. Retno Bagus. E.W., M.Si.	2
		3				
Nilna Amalia Hasna	41	1	Corina Karim, S.Si., M.Si	2	Prof. Dr. Marjono., M.Phil.	2
		2				
Rambu Maya I. Maharani	42	1	Drs. Muslikh., M.Si	2	Drs. Bambang Sugandi., M.Si.	1
		3				
Sri Weni	43	4	Corina Karim, S.Si., M.Si	2	Drs. Bambang Sugandi., M.Si.	1
		1				
Taqwa Nourma Yunita	44	4	Dra. Endang W.H., M.Si	4	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3
		1				
Dedy Zulkarnain Purnamadi	45	1	Dr. Nur Shofianah, S.Si, M.Sc.	3	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3
		3				
Amaluddin	46	1	Dr. Drs. M. Aruman Imron, M.Si	2	Zuraidah Fitriah, S.Si, Msi	3
		2				
Yuva Mega Pratiwi	47	1	Mila Kurniawaty, S.Si., M.Si	4	Dra. Ari Andari, M.S	1
		4				
Nurul Aini	48	1	Dr. Drs. Noor Hidayat., M.Si	3	Dra. Ari Andari, M.S	1
		4				
Almira Larasati Puspa	49	1	Indah Yanti, S.Si. M.Si.	3	Vira Hari K., S.Si., M.Sc	1
		2				
Ainur Rohmawati	50	4	Vira Hari K., S.Si., M.Sc	1	Vira Hari K., S.Si., M.Sc	1
		1				

Mahasiswa	Kode Mahasiswa	Kode Dosen Pilihan Mahasiswa	Dosen Menggunakan Algoritma Genetika	Kode KBI Dosen	Dosen Oleh Kaprodi	Kode KBI Dosen
Mega Puspitorini	51	4	Dr. Sobri Abusini, M.T.	4	Vira Hari K., S.Si., M.Sc	1
		1				
Larasati Adiningsih	52	1	Dra. Ari Andari, M.S	1	Dra. Ari Andari, M.S	1
		4				

